



(10) 授权公告号 CN 112074912 B

(45) 授权公告日 2024. 11. 01

(21) 申请号 201980029300.3

(22) 申请日 2019.04.24

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 112074912 A

(43) 申请公布日 2020.12.11

(30) 优先权数据  
18170529.4 2018.05.03 EP(85) PCT国际申请进入国家阶段日  
2020.10.30(86) PCT国际申请的申请数据  
PCT/EP2019/060430 2019.04.24(87) PCT国际申请的公布数据  
W02019/211131 EN 2019.11.07

(73) 专利权人 皇家飞利浦有限公司

地址 荷兰艾恩德霍芬

(72) 发明人 R·F·P·范佩尔特  
J·奥利万贝斯科斯(74) 专利代理机构 永新专利商标代理有限公司  
72002

专利代理师 刘兆君

(51) Int.Cl.  
G16H 30/40 (2006.01)  
G16H 50/50 (2006.01)(56) 对比文件  
WO 2017114700 A1, 2017.07.06  
CN 107563123 A, 2018.01.09

审查员 安涛

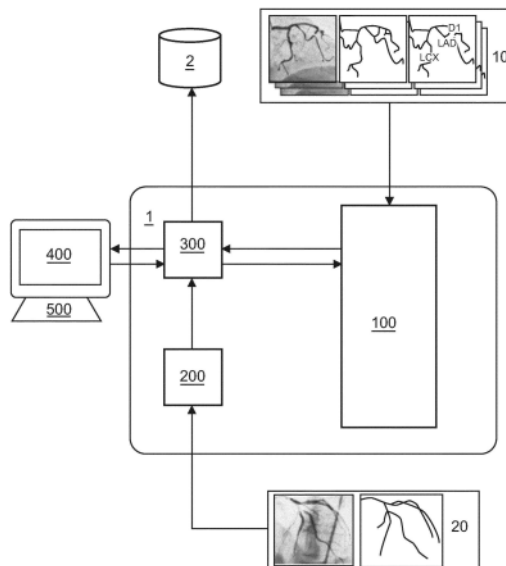
权利要求书2页 说明书12页 附图3页

## (54) 发明名称

使用介入X射线图像和深度学习的交互式冠状动脉标记

## (57) 摘要

一种用于对脉管系统进行分类的方法包括：利用脉管系统的初始模型使用诊断图像数据对训练设备进行训练，所述诊断图像数据表示针对血管树的多个血管的几何结构并且包括针对每个血管的相应血管标记，提供患者的血管树的至少一幅诊断图像，并且识别通过初始模型表示的血管树与患者的血管树之间的变化。这种变化被检查并且被标记，以便改善经训练的模型。该过程可以被迭代地重复，直至到达脉管系统的准确患者特异性模型。



1. 一种用于对脉管系统进行分类的方法,所述方法包括以下步骤:

a) 利用所述脉管系统的初始模型使用表示第一血管树的诊断图像数据对训练设备进行训练,所述诊断图像数据包括针对所述第一血管树的至少一个血管的对应血管标记,其中,所述初始模型用于表示所述第一血管树中的血管;

b) 输入表示第二血管树的至少一幅诊断图像;

c) 识别所述第一血管树与所述第二血管树之间的至少一个偏差;

d) 响应于所述识别,向用户输出所述至少一个偏差的指示,并且为所述至少一个偏差提供至少一个标记;以及

e) 基于所述至少一个偏差和所述至少一个标记来调整所述初始模型以对所述脉管系统进行分类;

其中,所述偏差包括所述初始模型中的所述第一血管树的几何结构与所述诊断图像中的所述第二血管树的几何结构之间的变化。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,

所述的提供所述至少一个标记包括接收来自所述用户的指示所述至少一个标记的第一用户输入。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中,

所述的调整所述初始模型以对所述脉管系统进行分类包括针对多幅诊断图像迭代地重复步骤b)至e)。

4. 根据权利要求1所述的方法,其中,

所述的调整所述初始模型包括使用表示所述第一血管树的所述诊断图像数据以及表示所述第二血管树的所述至少一幅诊断图像和对应的至少一个标记对所述训练设备进行重新训练。

5. 根据权利要求1所述的方法,还包括:

通过对所述至少一幅诊断图像进行分割来识别所述至少一幅诊断图像中的所述第二血管树的几何结构;

基于所述分割来识别针对所述第二血管树的多个血管的相应中心线信息;以及  
提取所述中心线信息。

6. 根据权利要求5所述的方法,其中,所述中心线信息连同所述至少一幅诊断图像一起被输入。

7. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述诊断图像数据包括多幅图像,具体地在10000与100幅图像之间,甚至更具体地在1000与100幅图像之间。

8. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述训练设备还被训练为将外部引起的变化包括到所述初始模型中。

9. 一种用于对脉管系统进行分类的分类系统,包括:

训练设备,其被配置为利用所述脉管系统的初始模型使用表示第一血管树的诊断图像数据来进行训练,所述诊断图像数据包括针对所述第一血管树的至少一个血管的对应血管标记,其中,所述初始模型用于表示所述第一血管树中的血管;

输入单元,其被配置为接收表示第二血管树的至少一幅诊断图像;以及

推断单元,其被配置为:

识别所述第一血管树与所述第二血管树之间的至少一个偏差；  
响应于所述识别而向用户输出所述至少一个偏差的指示；并且  
为所述至少一个偏差提供至少一个标记；

其中，所述训练设备被配置为基于所述至少一个偏差和所述至少一个标记来调整所述初始模型以对所述脉管系统进行分类；并且

其中，所述偏差包括所述第一血管树的几何结构与所述第二血管树的几何结构之间的变化。

10. 根据权利要求9所述的分类系统，还包括：

显示单元，其被配置为向用户显示所述至少一个偏差的所述指示；以及  
用户接口，其被配置为接收来自所述用户的指示所述至少一个标记的第一用户输入。

11. 根据权利要求9所述的分类系统，其中，所述推断单元还被配置为：

生成医学表示，所述表示至少包括所述脉管系统、所述血管标记和所述至少一个标记；  
并且

将所述表示发送到数据库。

12. 根据权利要求11所述的分类系统，其中，所述数据库包括电子医学记录 (EMR)；并且  
其中，所述医学表示根据所述电子医学记录的预定格式被生成。

13. 一种计算机程序产品，其包括指令，所述指令当由处理单元运行时使得所述处理单元执行根据权利要求1至8中的任一项所述的方法以用于控制权利要求9至12中的任一项所述的分类系统。

14. 一种计算机可读介质，其上存储有指令，所述指令当由处理单元运行时使得所述处理单元执行根据权利要求1至8中的任一项所述的方法以用于控制权利要求9至12中的任一项所述的分类系统。

## 使用介入X射线图像和深度学习的交互式冠状动脉标记

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种用于对脉管系统进行分类的方法、对应的系统和相应的计算机程序。具体地,本发明涉及在最小用户交互的情况下将训练设备训练为对脉管系统进行分类同时保持训练数据集的尺寸相对小的改进的方法。

### 背景技术

[0002] 经皮冠状动脉介入(PCI)是用于处置如在冠状动脉疾病中发现的冠状动脉的变窄(诸如狭窄)的微创流程。它通常被执行为(X射线)图像引导的治疗。

[0003] 用于PCI的图像引导通常包括使用相应诊断图像的可视化。在PCI处置之前,这些诊断图像允许识别潜在的狭窄。在处置之后,在可视化的基础上评价处置的结果是可能的。

[0004] 如从诊断图像导出的处置前和后的患者特异性(冠状动脉)解剖结构通常与另外的患者特异性信息一起被存储在电子医学记录(EMR)中。由此存储的信息然后被用于病例报告,用于EMR中的参考和/或用于跨学科交流。另外,信息被提供给所谓的档案室,其收集疾病特异性信息以便对其进行分析用于关于例如特定疾病的趋势和处置的统计评估。

[0005] 为了建立用于这种信息的平滑且高效的存储和交换过程,必须确保被提供给不同实体的信息是明确的且易于解读的。这通常需要根据已知的医学术语和编码标准(诸如“医学系统化命名”(SNOMED)CT)的预定信息格式/结构。

[0006] 在PCI中,与介入有关的患者特异性处置前和后信息的文件编制是基于患者特异性冠状动脉脉管系统的,通过对收集的图像进行注释,通过创建定制的示意性表示或通过提供文本文件。在这些选项之中,定制的示意性表示的采用一般被认为是传送介入的路线的优选方式。然而,为每个患者个体地生成这种定制的示意性表示是非常耗时的过程,并且需要医师的大量手动工作(输入、复制等)。

### 发明内容

[0007] 为了减少要由医师完成的手动工作,已经努力寻找允许自动地检测并标记患者的脉管系统中的血管的流程。这些方法便于在医师的最小参与的情况下直接构建报告。这些方法的基本原理通常涉及中心线的提取,例如借助于形态学图像处理操作符。由此提取的中心线被认为表示(冠状动脉)脉管系统中的不同血管的几何结构,包括长度、路线等。它们与脉管系统的标准模型相匹配,并且基于所述匹配,标记被执行。

[0008] 然而,在不同患者中的冠状动脉脉管系统中存在巨大的形态学变化。即,针对每个患者的血管的几何结构是不同的,因为血管的长度、路线、方向等并且因此血管树的拓扑结构从患者到患者可能不同。因此,表示“典型”血管拓扑的脉管系统的标准模型的使用仅具有有限的准确性,其特别不足以用于临床实践。

[0009] 因此,本发明的目的是提供用于对患者的脉管系统进行分类的改进的方法和对应的系统。本发明的又一目的是提供用于对患者的脉管系统进行分类的改进的方法,其允许一方面改善脉管系统中的血管的检测和随后的标记的准确性,而且另一方面避免医师的不

必要的手动工作。更具体地,本发明的目的是提供用于利用小的训练数据集对训练设备进行训练以执行自动化检测和标记的方法。

[0010] 因此,提供了一种用于对脉管系统进行分类的方法,所述方法包括以下步骤:a) 利用所述脉管系统的初始模型使用表示第一血管树的诊断图像数据对训练设备进行训练,所述诊断图像数据包括针对所述第一血管树的至少一个血管的对应血管标记,b) 输入表示第二血管树的至少一幅诊断图像,c) 识别所述第一血管树与所述第二血管树之间的至少一个偏差,d) 响应于所述识别,向用户输出所述至少一个偏差的指示,并且为所述至少一个偏差提供至少一个标记,以及e) 基于所述至少一个偏差和所述至少一个标记来调整所述初始模型以对所述脉管系统进行分类。

[0011] 根据这种方法,仅使用小的(初始)训练数据集对训练设备进行训练以自动地检测并标记患者的脉管系统中的个体血管是可能的。训练设备可以具体地实施深度学习算法以从训练数据集导出脉管系统的具体血管与其对应标记之间的关联性。

[0012] 在此背景下,术语诊断图像数据可以具体地指的是表示患者的脉管系统(具体地是患者的冠状动脉脉管系统)的一幅或多幅图像。诊断图像可以使用适合于对脉管系统进行成像的任何医学成像模态被采集。在一些特定实施例中,被用于初始训练数据集的诊断图像可以具体地使用X射线成像模态来获得。在其他实施例中,诊断图像也可以使用不同的成像模态(诸如磁共振成像、超声成像等)来获得。在一些实施例中,诊断图像数据中的多幅诊断图像可以具体地包括患者的脉管系统的时间序列,即可以对应于在某一时间内捕获的患者的脉管系统的电影。

[0013] 术语患者的脉管系统的初始模型可以具体地指的是已经使用针对多个患者采集的诊断图像数据的集合被教导到训练设备的患者的脉管系统的经训练的模型。在此背景下,与现有技术方法相比,诊断图像数据的集合应当是诊断图像数据的比较小的集合。

[0014] 即,训练设备最初可以利用包括已经针对多个不同患者被采集的多幅图像或多个图像序列的诊断图像数据作为训练数据集来进行训练。使用针对不同患者的多幅图像或多个图像序列允许捕获各种各样的解剖结构。图像序列可以具体地是时间序列。通过使用来自示出血管树的图像(时间)序列的所有帧,可以提供允许自由数据增强的大的训练数据集。

[0015] 在此,训练数据集的尺寸在此应当被选择为如所必要的大,但是尽可能小,以便实现利用血管的充分合理的第一分类对训练设备进行训练。得到的(尚)不是包罗万象的初始模型因此充分地表示可以在不同患者中发现的血管树的不同可能的几何结构(即所述血管树的血管中的一个或多个的几何结构)。

[0016] 在此,训练可以具体地通过识别在包括诊断图像的诊断图像数据集中指示的血管树来执行。为此目的,在这些诊断图像中,包括一个或多个(具体地多个)血管的血管树可以是可见的。在此,应当理解,术语血管树可以指的是形成患者的脉管系统或其一部分的一个或多个血管。

[0017] 另外,术语血管树的几何结构可以指的是在血管树中识别的血管中的每个的几何结构性质,即路线、长度等。备选地,术语几何结构可以指的是血管树中的多个血管的子集的路线、长度等。在一些实施例中,术语几何结构也可以指的是血管树中的仅单个血管的几何结构。术语几何结构也可以被称为血管几何结构。

[0018] 为此目的,血管树中的多个血管的几何结构还可以允许确定脉管系统中的个体血管之间的血管拓扑,即结构关系。

[0019] 为了识别血管,诊断图像数据可以还包括:针对血管树中的至少一个血管(更具体地针对血管树中的血管的子集或每个)的相应血管标记。即,诊断图像数据包括对应于通过诊断图像表示的血管的至少一个血管标记并且具体地多个血管标记,其中,每个血管标记可以被提供给一个具体血管。

[0020] 为了获得这种血管标记,血管的几何结构可以具体地使用中心线提取方法来确定,其中,每个血管的中心线被识别并且被局部地细化,如例如在US9129417B2中描述的。这些中心线允许确定脉管系统中的血管的几何结构。由此识别的血管树的几何结构然后可以被(手动地)标记有针对在其中表示的血管的相应血管标记。

[0021] 应当理解,应当具体地为通过初始模型表示的每个血管或为其子集提供血管标记。在此,可以具体地至少为被认为形成标准解剖模型的一部分的血管(即在所有患者中都是最常见的脉管系统的血管)提供血管标记。通过识别最常见的血管,获得对模型的最高诊断见解是可能的。在冠状动脉脉管系统的情况下,这些最常见的血管可以具体地涉及诸如具有左前降支动脉(LAD)和旋支(CX)的左冠状动脉(LCA)、具有后降支动脉(PDA)的右冠状动脉等的血管。一旦这些血管被标记,如果必要的话,标记也就可以针对第二和第三阶分支被继续。这确保了患者特异性初始模型的训练的高准确性,并且由于此,初始模型对应于用于训练设备的后续学习的进一步训练步骤的开始点。血管标记可以具体地由用户(诸如医师)手动地执行。

[0022] 在利用患者特异性初始模型使用针对所述患者获得的诊断图像数据对训练设备进行训练之后,针对患者采集的至少一幅(另外的)诊断图像可以被输入。至少一幅诊断图像可以具体地已经使用用于诊断图像数据的多幅图像的相同成像模态被获得。

[0023] 至少一幅诊断图像可以表示第二血管树,并且也可以允许确定所述第二血管树的一个或多个血管的几何结构。为了适当地导出血管的该(第二)几何结构,可以对至少一幅诊断图像执行如上文提到的中心线提取方法。在此背景下,至少一幅诊断图像可以具体地连同已经从其提取的中心线一起被输入。至少一幅诊断图像由此可以具体地被提供给输入单元。输入单元可以是训练设备的一部分。备选地,输入单元可以被通信性地耦合到训练设备。

[0024] 在识别至少一幅诊断图像中的血管的几何结构之后,即在识别第二血管树之后,第一血管树和第二血管树可以彼此进行比较。

[0025] 即,可以识别为第一血管树的一部分的血管是否也可以在第二血管树中发现,以及第二血管树的所述血管是否在几何结构方面(即在长度、路线、位置、方向等方面)对应于第一血管树的对应血管。这允许识别如通过初始模型表示的第一血管树与如从至少一幅诊断图像确定的第二血管树之间的几何结构和/或拓扑差异-或偏差或变化。

[0026] 这些偏差可以具体地是指解剖学变化:在一些实施例中,血管可能存在于第二血管树中,但是可能不存在于第一血管树中。该额外血管然后可以被识别为第一血管树与第二血管树之间的偏差。存在于第二血管树中的该额外血管通常可能还没有任何血管标记。标记可以相应地必须被添加以更新初始模型。

[0027] 在一些实施例中,存在于第一血管树中的血管可能在第二血管树中缺失。初始模

型因此可以被更新,因为该具体血管可以被移除。

[0028] 在一些实施例中,偏差也可以对应于第一血管树和第二血管树中的对应血管的几何结构的差异。即,对应血管可以在长度、路线、位置、方向等方面不同。在长度、路线、位置、方向等方面的这种变化因此也可以被训练到初始模型以便更新该模型。

[0029] 几何结构的差异在此可以具体地通过获得差值并且将所述差值与预定阈值进行比较来确定。如果差值不超过阈值,则没有偏差被识别。假如超过阈值,则偏差存在,并且所述偏差的指示被输出给用户。另外,为所涉及的一个或多个血管提供标记。

[0030] 在此可以在不同的水平上执行阈值化。在一个水平中,第一血管树的第一血管拓扑和第二血管树的第二血管拓扑可以被确定。第一血管拓扑和第二血管拓扑可以彼此进行比较,以便识别第一血管拓扑与第二血管拓扑之间的偏差。这些偏差然后可以使用一个或多个差值来识别,以便确定它们是由于测量和/或成像误差还是由于第一血管树与第二血管树之间的真实几何结构偏差和/或拓扑偏差。在另一水平中,可以使用像素数据来确定偏差。即,在像素数据上的训练可以被执行。然后,一个或多个像素可以接收它们属于具体血管(例如LCA或LAD)的置信度。随后,所接收的置信度可以被阈值化,并且可以帮助识别是否存在与第二血管树和/或第一血管树相比在第一血管树和/或第二血管树中缺失的血管。这允许识别缺失的和/或额外的血管。

[0031] 随后,可以为至少一幅诊断图像中的偏差提供标记。即,存在于第二血管树中但是不在第一血管树中的血管可以被标记有对应的标记。额外地或备选地,在第二血管树中具有与在第一血管树中不同的长度、路线等的血管可以被标记有其对应的血管标记,诸如以识别在这方面在至少一幅诊断图像中的拓扑的偏差。

[0032] 在此背景下,应当理解,对用户的指示可以包括关于如何标记和/或处置相应偏差的对用户的建议。备选地,指示可以是对用户的基于经验手动地标记和/或处置偏差的请求。该指示可以具体地是视觉指示,而且也可以是触觉的或听觉的。

[0033] 至少一幅诊断图像因此可以被提供有第二血管树中的一个或多个血管的相应标记。随后,至少一幅诊断图像连同作为对应血管注释的新添加的标记一起用来调整脉管系统的患者特异性初始模型。

[0034] 在此背景下,术语调整可以具体地指的是根据所提供的新信息来改变或更新初始模型。这种改变可以具体地通过在训练设备中实施半监督式学习方法来执行。额外地或备选地,改变可以通过在标记之后将至少一幅诊断图像添加到诊断图像数据并且使用由此更新的训练数据集对训练设备进行重新训练来执行。

[0035] 根据这种方法,不是从一开始就使用全部的训练数据集,训练设备利用脉管系统的初始模型使用由诊断图像数据构成的相对小的训练数据集作为开始点来进行训练,并且随后仅通过自所述初始模型的偏差使用所识别的偏差来进行训练,所识别的偏差对应于不同患者的脉管系统中的血管拓扑的变化,即在(如通过初始模型表示的)的第一血管树与(如可从该至少一幅图像导出的)第二血管树的血管之间发现的差异。由此,患者特异性解剖学变化被逐渐地引入到初始模型中。这允许通过针对一个具体患者使脉管系统的模型个性化来改善脉管系统的模型的准确性,同时保持初始训练数据集相当小。

[0036] 在一些实施例中,所述的提供所述至少一个标记包括接收来自所述用户的指示所述至少一个标记的第一用户输入。

[0037] 在一些实施例中,偏差的标记(具体地通过至少一幅诊断图像表示的尚未识别的血管的标记)可以使用与用户的交互方法来执行。即,用户可以被呈现有偏差,并且被请求为所述偏差手动地输入标记。假如偏差对应于一个或多个额外血管,用户可以具体地手动标记一个或多个额外血管。如果偏差对于先前标记的血管的几何结构(即不同路线、长度、位置、方向等)的差异,则用户可以被请求确认血管标记是正确的或输入新的血管标记。这允许根据患者特异性数据来更新脉管系统的总体拓扑。

[0038] 在一些实施例中,所述的调整所述初始模型以对所述脉管系统进行分类包括针对多幅诊断图像迭代地重复步骤b)至e)。借助于迭代地重复以下步骤:输入从患者采集的至少一幅诊断图像,识别根据初始模型的第一血管树与从针对患者采集的至少一幅诊断图像获得的第二血管树之间的偏差,为第一血管树与第二血管树之间的偏差/变化提供标记并且相应地调整初始模型,训练数据集可以被逐渐扩展。

[0039] 这逐渐改善针对具体患者的脉管系统的经训练的模型的准确性。因此,初始(即逐渐训练的)模型与患者特异性脉管系统之间的所识别的偏差/变化的量将逐渐减小,因为初始模型接近患者特异性真实脉管系统。这允许仅将如所必要的多的图像引入到用于对训练设备进行训练的训练数据集中直至到达患者的脉管系统的准确模型,由此减少必要的输入数据的量,同时保持必要的用户输入最小,因为仅要求用户在偏差/变化的识别之后提供输入。

[0040] 在一些实施例中,所述的调整所述初始模型包括使用表示所述第一血管树的所述诊断图像数据以及表示所述第二血管树的所述至少一幅诊断图像和对应的至少一个标记对所述训练设备进行重新训练。

[0041] 在一些实施例中,对脉管系统的初始模型的调整可以具体地通过利用包括最初使用的诊断图像数据的更新的训练数据集和包括所识别的血管和对应的标记的患者的脉管系统的额外至少一幅诊断图像对训练设备进行重新训练来执行。即,在标记在至少一幅诊断图像中识别的血管之后,所述诊断图像可以被添加到训练数据集。在重新训练之后,已经利用其对训练设备进行训练的初始模型可以更密切地类似于至少一幅诊断图像已经针对其被获得的患者的患者特异性脉管系统。由此,经训练的初始模型被逐渐调整以准确地表示患者特异性脉管系统。

[0042] 在一些实施例中,所述方法还包括:通过对所述至少一幅诊断图像进行分割来识别所述至少一幅诊断图像中的所述第二血管树的几何结构,基于所述分割来识别针对所述第二血管树的多个血管的相应中心线信息,以及提取所述中心线信息。在一些实施例中,所述中心线信息连同所述至少一幅诊断图像一起被输入。

[0043] 在一些实施例中,通过至少一幅诊断图像表示的第二血管树的几何结构可以具体地使用如上文提到的中心线提取方法来确定。即,至少一幅诊断图像可以被接收并且被分割。基于所述分割,被成像在至少一幅诊断图像中的脉管系统中的血管的所呈现的几何结构可以通过提供通过血管的中心线的初始估计并且随后细化所述中心线来预测。细化的中心线信息然后可以被认为指示血管的几何结构。

[0044] 在一些实施例中,由此提取的中心线信息连同已经从中提取其的至少一幅诊断图像一起用来调整被训练到训练设备的初始模型。即,至少一幅诊断图像和所提取的中心线信息被输入到训练设备中,使得训练设备可以使用该额外信息来相应地更新初始模型。这

允许通过诸如半监督式学习的技术或通过将在至少一幅诊断图像和对应标记添加到训练数据集之后重新训练来迭代地对训练设备进行训练。

[0045] 根据一些实施例,所述偏差可以包括所述第一血管树的几何结构与所述第二血管树的几何结构之间的变化,即,第一血管树与第二血管树之间的几何结构变化。

[0046] 如上文中指出的,如通过初始模型表示的第一血管树的几何结构与第二血管树的几何结构之间的偏差可以由可以导致血管拓扑的拓扑变化的血管树的几何结构变化引起。这样的几何结构变化可以具体地对应于解剖学变化,诸如缺失的血管、缺失的分支、更长和/或更短的分支、高度曲折的分支等。另外,具体血管的路线和/或方向和/或位置可以不同于初始模型中的对应血管的路线和/或方向和/或位置,或类似的变化可以发生。

[0047] 在一些实施例中,所述诊断图像数据包括多幅图像,具体地在10000与100幅图像之间,甚至更具体地在1000与100幅图像之间。

[0048] 根据一些实施例,构成初始训练数据集的诊断图像数据包括多幅图像,诸如已经使用诊断成像模态被获得的诊断图像。由于用于对训练设备进行训练的迭代方法,仅小的初始训练数据集是必要的。在一些实施例中,在1000至100之间、更具体地在500至200幅图像之间足以利用初始模型对训练设备进行训练。特异于某一患者的另外的偏差/解剖学变化然后可以借助于针对所述患者采集的已经通过用户交互基于专家输入而被标记的诊断图像被逐渐引入。

[0049] 在一些实施例中,所述训练设备还被训练为将外部引起的变化包括到所述初始模型中。

[0050] 在一些实施例中,外部因素可以影响诊断图像数据和/或至少一幅诊断图像。这样的外部因素的范例可以涉及采集误差和/或测量不准确性,诸如相当小的和/或不完全的视场或可以负面地影响成像模态的采集准确性的其他干扰。另外,图像采集可以被已经被引入到患者中的设备(诸如支架、导管、夹子等)负面地影响。诸如支架的设备也可以改变脉管系统中的具体血管的形状和/或路线等。

[0051] 为了考虑这些外部影响因素,由其产生的变化可以被训练到所述训练设备,诸如以被包括在初始模型中,由此进一步改善分类的准确性。

[0052] 根据又一方面,提供了一种用于对脉管系统进行分类的分类系统,所述分类系统包括:训练设备、输入单元和推断单元,所述训练设备被配置为利用所述脉管系统的初始模型使用表示第一血管树的诊断图像数据来进行训练,所述诊断图像数据包括针对所述第一血管树的每个血管的对应血管标记,所述输入单元被配置为接收表示第二血管树的至少一幅诊断图像,所述推断单元被配置为:识别所述第一血管树与所述第二血管树之间的至少一个偏差,响应于所述识别而向用户输出所述至少一个偏差的指示,并且为所述至少一个偏差提供至少一个标记,其中,所述训练设备被配置为基于所述至少一个偏差和所述至少一个标记来调整所述初始模型以对所述脉管系统进行分类。在一些实施例中,所述分类系统还包括:显示单元和用户接口,所述显示单元被配置为向用户显示所述至少一个偏差的所述指示,所述用户接口被配置为接收来自所述用户的指示所述至少一个标记的第一用户输入。

[0053] 在又一方面中,提供了一种分类系统,所述分类系统包括训练设备、输入单元和推断单元,所述训练设备可以利用第一血管树的初始模型来进行训练,所述输入单元可以接

收表示第二血管树的至少一幅诊断图像,所述推断单元可以导出第一血管树与第二血管树之间的偏差并且向用户输出这种偏差。推断单元还可以为所述偏差提供至少一个标记。在此背景下,推断单元可以具体地为具体偏差确定潜在的标记,并且使用相应的指示向用户建议所述潜在的标记。备选地或额外地,推断单元可以被配置为使用指示来请求用户手动地输入标记。在一些实施例中,推断单元也可以被配置为向用户提供可以利用建议的标记被排名或按字母顺序排序的列表,并且使用户可选地从所述列表选择或手动地输入标记。

[0054] 在此,所述系统可以具体地包括显示单元,或被通信性地连接到用于向用户显示指示的显示单元。备选地或额外地,所述系统也可以包括向用户提供听觉和/或触觉指示以促进用户与分类系统交互的额外的或集成的指示单元。

[0055] 所述分类系统可以具体地包括用户接口以接收用户输入。用户输入可以具体地用来输入第一血管树与第二血管树之间的一个或多个偏差的标记。另外,用户输入可以用来获得额外的信息,诸如时间、成像状况等。用户接口可以具体地包括键盘、鼠标等。在一些实施例中,用户接口可以被提供为显示单元的一部分,例如按照触摸屏。备选地,用户接口可以是除了显示单元之外提供的触摸屏。在一些实施例中,用户接口可以被提供为若干接口的组合,诸如触摸屏、键盘和/或鼠标等的组合。另外的用户接口可以被想象到,只要它们允许用户与分类系统交互。

[0056] 在一些实施例中,所述推断单元还被配置为:生成医学表示,所述表示至少包括所述脉管系统(即已经针对所述患者被识别的血管)、所述血管标记和所述至少一个标记,并且将所述表示发送到数据库。在一些实施例中,所述数据库包括电子医学记录(EMR),并且所述医学表示根据所述电子医学记录的预定格式被生成。

[0057] 在一些实施例中,推断单元可以根据诊断图像数据、至少一幅诊断图像和至少一幅诊断图像的对应标记来生成医学表示。在一些实施例中,医学表示也可以在其他地方被生成,例如由专门的生成单元生成。在此背景下,术语医学表示可以具体地指的是允许将对患者执行的介入的路线传送给不直接参与所述介入的第三方的定制的示意性表示。备选地或额外地,术语医学表示也可以包含患者的脉管系统的模型的图形表示(具体地三维表示)。在一些实施例中,图形表示也可以包括针对在患者的脉管系统的模型中示出的所有血管的血管标记。在一些实施例中,图形表示可以被显示在显示单元上。在显示期间,血管标记可以被用户打开或关闭、移动、改变外观等。

[0058] 脉管系统的医学表示(具体地定制的示意性表示)可以被发送并且被存储在对应的(医学)数据库中用于对趋势和处置的进一步分析,用于与其他医师通信、病例报告等。在一些实施例中,医学表示根据预定义的格式(诸如SNOMED CT)被生成。这种生成可以具体地基于被训练到训练设备的模型而被自动地执行。通过自动地生成符合被第三方(诸如档案室或收集这种信息用于趋势分析的组织)强加于数据的严格数据结构的患者特异性医学表示,可以在最小用户干预的情况下建立直接结构报告。

[0059] 在又一方面中,提供了一种计算机程序,所述计算机程序当由处理单元运行时适于执行根据本发明的方法。在又一方面中,提供了一种计算机可读介质,其上存储有所述计算机程序。

[0060] 应当理解,用于对脉管系统进行分类的分类系统可以借助于处理单元被实施。由此,训练设备、输入单元和推断单元可以作为模块被实施在处理单元中。这些模块的功能性

可以具体地借助于相应的算法被实施。

[0061] 应当理解,权利要求1的分类方法、权利要求10的分类系统、权利要求14的计算机程序和权利要求15的计算机可读介质具有具体地与在从属权利要求中限定的类似和/或相同的优选实施例。

[0062] 应当理解,优选实施例也能够是独立权利要求或以上实施例与相应从属权利要求的任何组合。

[0063] 参考下文所述的实施例,这些方面和其他方面将是显而易见的并且得到阐明。

## 附图说明

[0064] 在以下附图中:

[0065] 图1示意性地图示了根据实施例的用于对患者的脉管系统进行分类的分类系统。

[0066] 图2图示了根据实施例的用于对脉管系统进行分类的方法。

[0067] 图3示意性地图示了根据实施例的用于从至少一幅诊断图像识别第二血管树的几何结构并且用于识别所述第二血管树与第一血管树之间的(几何结构)变化的详细方法。

## 具体实施方式

[0068] 附图中的图示是示意性的。在不同的附图中,类似的或完全相同的元件被提供有相同的附图标记。

[0069] 图1示出了用于对患者的脉管系统进行分类的分类系统1的示意性图示。在图1的示范性实施例中,分类系统1包括训练设备100、输入单元200、推断单元300、显示单元400和用户接口500。另外,分类系统1被通信性地耦合到数据库2。

[0070] 在根据图1的实施例中,分类系统1包括训练设备100,训练设备接收表示第一血管树的诊断图像数据10。训练设备100实施使用诊断图像数据10作为训练数据集被训练的深度学习算法。为此目的,诊断图像数据可以具体地包括多个患者的脉管系统的大约数百至数千幅诊断图像。这些用来生成表示第一血管树中的血管的初始模型。在图1的示范性实施例中,被包括在诊断图像数据中的诊断图像已经使用X射线成像被采集。然而,其他成像模态同样可以被使用,只要它们实现对血管的成像。另外,诊断图像数据包括针对一个或多个血管(具体地至少针对脉管系统的标准解剖模型的血管)的血管标记。使用诊断图像数据,训练设备然后可以通过相对小的训练数据集利用包括第一血管树的血管的脉管系统的初始模型来进行训练。

[0071] 分类系统1还包括输入单元200。输入单元200被配置为接收表示第二血管树的诊断图像20。诊断图像20已经针对其脉管系统要使用分类系统进行评价的患者被采集。在图1的示范性实施例中,至少一幅诊断图像20已经使用X射线成像被获得。其他成像模态(诸如超声成像)同样可以被使用,只要它们允许识别患者的脉管系统中的血管。在一些实施例中,诊断图像20已经在其他地方被预处理,并且输入单元200还接收针对第二血管树的所提取的中心线信息(诸如以允许识别其几何结构和拓扑)以及至少一幅诊断图像。在一些实施例中,输入单元200仅接收诊断图像20,并且将诊断图像20提供到推断单元300,推断单元然后执行中心线提取以识别第二血管树中的血管的几何结构。

[0072] 在图1的实施例中,推断单元300因此接收来自输入单元200的表示第二血管树的

诊断图像20,并且另外,接收来自训练设备100的表示第一血管树的初始模型。推断单元300将第一血管树和第二血管树彼此进行比较,并且识别第一血管树与第二血管树之间的一个或多个偏差。为此目的,推断单元300可以具体地采用差异方法,即可以分别获得针对第一血管树与第二血管树中的血管的几何结构之间的具体变化的差异,并且将所述差值与预定阈值进行比较。如果差值在所述阈值之下,则差异被认为是在成像模态的误差范围内,并且没有偏差被识别。然而,如果超过阈值,则认为偏差存在。

[0073] 假如推断单元300确定偏差存在,推断单元300将相应的指示提供到显示单元400。在图1的具体实施例中,显示单元400包括计算机屏幕,已经检测到偏差的视觉指示可以在所述计算机屏幕上被显示给用户。因此,显示单元400可以生成所述视觉指示。显示单元400可以具体地提供第二血管树中的一些或所有血管的图形表示以及指示所识别的偏差的标志或其他指示符。显示单元400还可以向用户输出为偏差提供标记的请求。该请求可以是关于如何标记偏差的建议、用户只需接受或拒绝哪个、或用户应当选择哪个的可能标记建议的列表。请求也可以是手动地输入用于所述偏差的标记的指示。也可以设想促进用户与系统1交互的另外的请求。

[0074] 用户可以具体地经由用户接口500提供指示标记的相应用户输入。在图1的示范性实施例中,用户接口500可以具体地包括键盘。另外,用户接口500可以包括触摸屏、鼠标、远程控制装置等。

[0075] 一旦用户已经输入标记,由此标记的诊断图像20然后被返回到推断单元300,推断单元将诊断图像20以及由用户输入的标记发送到训练设备100以通过所述诊断图像20和标记来扩展用于训练设备100的训练集。基于由此扩展的训练集,训练设备100然后可以使用诊断图像20和标记来相应地调整脉管系统的(初始)模型。应当理解,对模型的调整可以以多种方式被执行,例如通过半监督式学习或通过将标记的诊断图像20添加到诊断图像数据10并且对训练设备进行重新训练。在根据图1的特定实施例中,训练设备利用新的模型基于包括新标记的诊断图像20的更新的训练数据集被重新训练。

[0076] 根据图1的实施例,该过程针对已经针对患者被采集的多幅诊断图像20被迭代地重复。每幅诊断图像20在此如上面描述的那样被处理和标记,并且随后用来对训练设备进行重新训练。借助于这种迭代的重新训练,被训练到训练设备的模型被逐渐调整以接近针对其收集了诊断图像的患者的脉管系统。因此,虽然在过程的开始时用户交互将是各种各样的,因为许多偏差可能被识别,但是所需的用户输入将随着时间减少,因为经训练的模型越来越密切地类似于患者特异性脉管系统。借助于这种方法,也考虑针对每个患者的解剖学变化的脉管系统中的血管的准确自动化标记可以逐渐被实现。

[0077] 借助于这种自动化标记方法,患者的脉管系统的医学表示(定制的示意性表示)可以被获得。这种医学表示可以根据预定的格式来构建。在根据图1的具体实施例中,医学表示可以具体地根据医学术语和根据SNOMED CT所需的编码标准来构建。

[0078] 由此构建的数据然后可以被发送到并且被存储在数据库2中。数据库2可以由其他医师访问以获得患者信息和病例报告和/或由第三方(诸如档案室或组织)访问以便处置和趋势分析和预后。由于医学表示以预定的格式被提供,所以被提供在其中的信息可以容易地并且以明确的方式被解读。

[0079] 图2示意性地图示了根据实施例的用于对患者的脉管系统进行分类的方法。在步

骤S101中,训练设备100接收表示第一血管树的诊断图像数据10。在步骤S102中,实施深度学习算法的训练设备100使用诊断图像数据10作为训练数据集被训练。诊断图像数据在此可以具体地包括多个患者的数百至数千幅诊断图像,其表示多个血管和针对这些血管的至少子集的对应血管标记。在步骤S103中,已经使用表示包括血管标记的第一血管树的诊断图像数据10被训练的初始模型被提供给推断单元300。

[0080] 在步骤S201中,输入单元200接收从患者采集的表示第二血管树的诊断图像20。在图2的示范性实施例中,在步骤S202中,输入单元200将诊断图像20提供到推断单元300以便进一步处理。在此背景下,可以理解,在备选实施例中,由输入单元200接收的诊断图像20可以被预处理,并且因此可以包括所提取的中心线信息,所提取的中心线信息然后连同诊断图像20一起被传递到推断单元300。

[0081] 在步骤S301中,推断单元300接收来自输入单元200的表示第二血管树的诊断图像数据20。另外,而且在步骤S301中,推断单元300接收来自训练设备100的表示第一血管树的初始模型。在步骤S302中,推断单元300识别通过从输入单元200接收的诊断图像20表示的第二血管树中的血管的几何结构。在图2的示范性实施例中,推断单元300具体地使用中心线提取方法来识别血管的几何结构。在步骤S303中,推断单元300然后将第一血管树与第二血管树(具体地其相应的几何结构)进行比较,并且识别它们之间的一个或多个偏差,例如借助于上面描述的差异方法。

[0082] 当偏差被推断单元300发现时,在步骤S304中,推断单元300将相应的指示提供到显示单元400。在步骤S401中,指示被显示单元400接收,在步骤S402中,显示单元将该指示呈现给用户。在根据图2的实施例中,被提供给用户的指示可以具体地是视觉指示。指示可以还包括:触觉和/或听觉分量。为此目的,在步骤S402中,显示单元400可以可选地生成第二血管树中的血管的图形表示以及指示所识别的偏差的标志或其他指示符,并且向用户输出借助于用户接口500标记所述偏差的请求。

[0083] 在步骤S501中,向用户输出指示以促进用户经由用户接口提供用于标记偏差的相应交互输入。在步骤S502中,用户可以可选地响应于系统的请求而手动地标记偏差。

[0084] 在根据图2的具体实施例中,提供相应标记的用户输入促进系统返回到初始训练步骤S102。即,至少一个新标记的诊断图像20被输入到训练设备100中,训练设备然后根据新的标记来调整初始模型。在图2的示范性实施例中,这通过将新标记的诊断图像添加到诊断图像数据以便扩展训练数据集并且利用扩展的训练数据集对训练设备进行重新训练来实现。

[0085] 这些步骤可以针对已经针对患者被采集的多幅诊断图像被迭代地重复。借助于这种迭代的重新训练,被训练到训练设备的模型被逐渐调整以接近患者特异性脉管系统。这导致必要的用户交互的逐渐减少,同时保持所使用的训练数据集尽可能小。

[0086] 图3示意性地图示了根据实施例的用于从至少一幅诊断图像识别第二血管树中的血管的几何结构并且用于识别所述第二血管树的血管与第一血管树的血管之间的几何结构的偏差的详细方法。

[0087] 具体地,在步骤S301中,如由训练设备100提供的初始模型和如由输入单元200提供的诊断图像20在推断单元300处被接收。在步骤S302a中,推断单元对诊断图像20进行分割,并且在步骤S302b中,根据已知的中心线提取方法基于所述分割提取中心线。基于这些

所提取的中心线,在步骤S302c中,推断单元识别第二血管树中的血管的几何结构。在步骤S303a中,推断单元300然后将如从经训练的初始模型推断的第一血管树中的血管的几何结构与如从诊断图像20识别的第二血管树中的血管的几何结构进行比较。所述比较可以具体地通过以下方式被执行:分别确定第一血管树和第二血管树中的血管中的选定点的差值,并且将所述差值与相应的阈值进行比较以便确定所述差是由于不准确性还是由于第一血管树与第二血管树的血管之间的真实几何结构(并且因此,解剖)变化。

[0088] 基于这种比较,在步骤S303b中,推断单元识别第一血管树与第二血管树的血管之间的至少一个偏差,诸如几何结构或拓扑变化。在步骤S304中,推断单元300向显示单元400指示一个或多个所识别的偏差以便向用户指示所述偏差并且促进用户与数据交互。这允许交互地扩展用来定义患者的脉管系统的模型的数据集,逐渐改善模型准确性,并且允许越来越自主的标记和具有改善的准确性的结构报告,同时维持初始训练数据集相当小。

[0089] 尽管在上面描述的实施例中,诊断图像已经使用X射线成像被获得,但是应当理解,在其他实施例中,诊断图像同样可以通过其他成像方法来取得,其他成像方法诸如正电子发射断层摄影、单正电子发射计算机断层摄影、磁共振成像、X射线扫描、超声成像等。

[0090] 另外,应当理解,尽管在上面的实施例中,初始训练数据集包括诊断图像数据,所述诊断图像数据包括对应血管标记和多幅诊断图像,但是初始训练数据集也可以从包含冠状动脉的3D中心线的三维冠状动脉图集的小集合导出,所述冠状动脉的3D中心线可以使用X射线系统的3D几何结构参数被投影到二维图像上。

[0091] 另外,虽然在上面的实施例中,已经对冠状动脉脉管系统执行分析,但是在其他实施例中,同样可以对人类身体的其他部分中的脉管系统(诸如外周脉管系统)执行分析。

[0092] 还应当理解,尽管在上面的实施例中,数据已经根据SNOMED CT被存储在数据库中,但是易于解读并提供明确信息的其他数据结构同样可以被使用。

[0093] 本领域技术人员通过研究附图、说明书以及权利要求书,在实践请求保护的发明时能够理解并实现对所公开的实施例的其他变型。

[0094] 在权利要求书中,“包括”一词不排除其他元件或步骤,并且词语“一”或“一个”不排除多个。

[0095] 单个单元或设备可以实现在权利要求中记载的若干项的功能。尽管在互不相同的从属权利要求中记载的特定措施,但是这并不指示不能有利地使用这些措施的组合。

[0096] 由一个或若干单元或设备执行的像接收诊断图像数据、接收至少一幅诊断图像、分割所述诊断图像、提取中心线、识别第一血管拓扑与第二血管拓扑之间的偏差等的流程能够由任何其他数量的单元或设备执行。根据本发明的这些流程因此能够被实施为计算机程序的程序代码单元和/或被实施为专用硬件。

[0097] 计算机程序可以被存储/分布在合适的介质上,诸如与其他硬件一起或作为其他硬件的部分供应的光学存储介质或固态介质,但是也可以以其他形式被分布,诸如经由因特网或其他有线或无线的通信系统。

[0098] 权利要求中的任何附图标记都不应被解释为对范围的限制。

[0099] 一种用于对脉管系统进行分类的方法,包括以下步骤:a)利用所述脉管系统的初始模型使用表示第一血管树的诊断图像数据对训练设备进行训练,所述诊断图像数据包括针对所述第一血管树的至少一个血管的对应血管标记,b)输入表示第二血管树的至少一幅

诊断图像,c)识别所述第一血管树与所述第二血管树之间的至少一个偏差,d)响应于所述识别,向用户输出所述至少一个偏差的指示,并且为所述至少一个偏差提供至少一个标记,以及e)基于所述至少一个偏差和所述至少一个标记来调整所述初始模型以对所述脉管系统进行分类。

[0100] 借助于这种方法,距初始模型的偏差可以通过将偏差呈现给专家(诸如医师)而被交互地解决,专家可以交互地标记如在该图像中表示的偏差,并且由此通过关于患者之间的解剖学变化的必要知识来扩展训练集。这逐渐产生(冠状动脉)脉管系统的准确自动化标记。

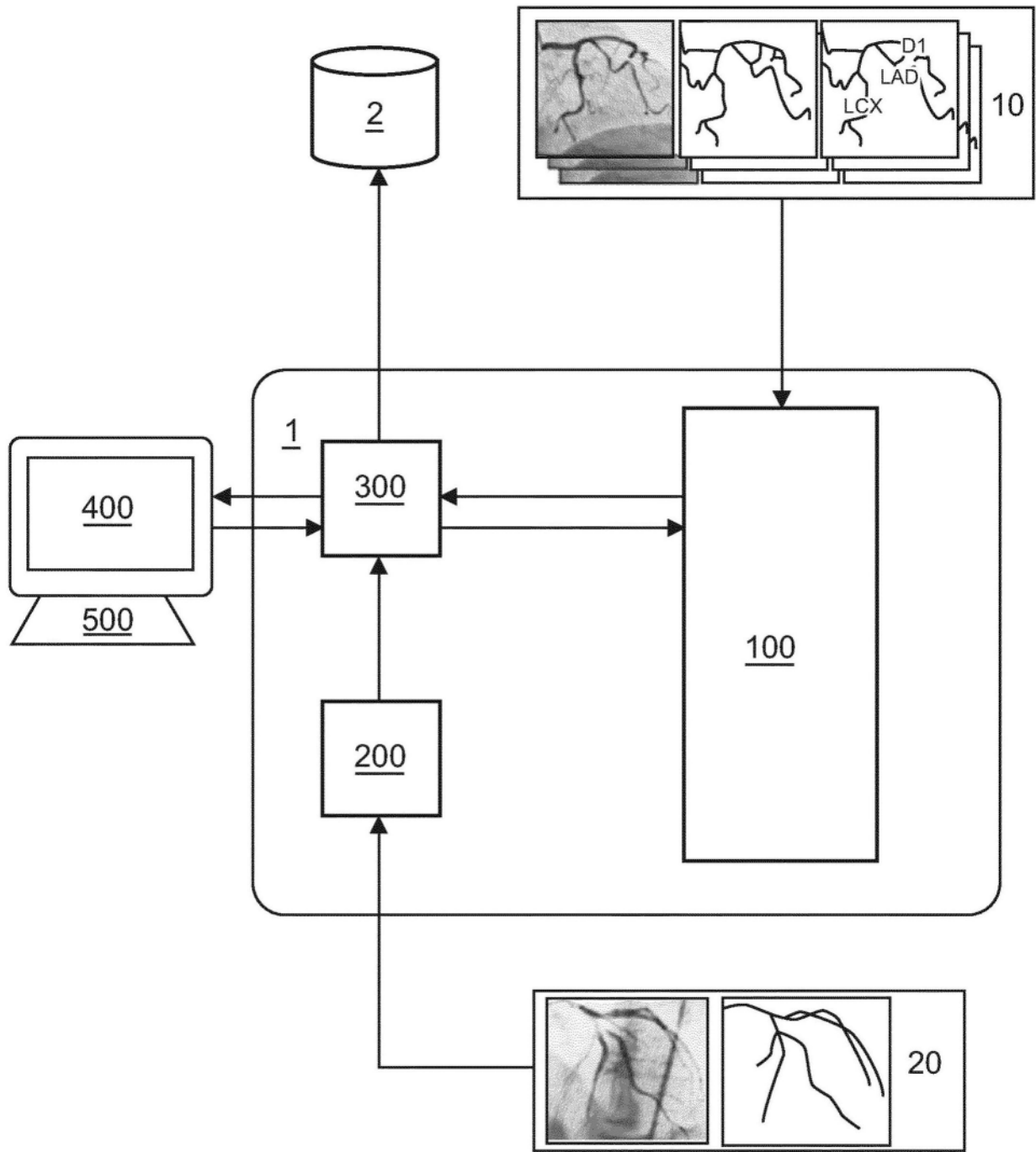


图1

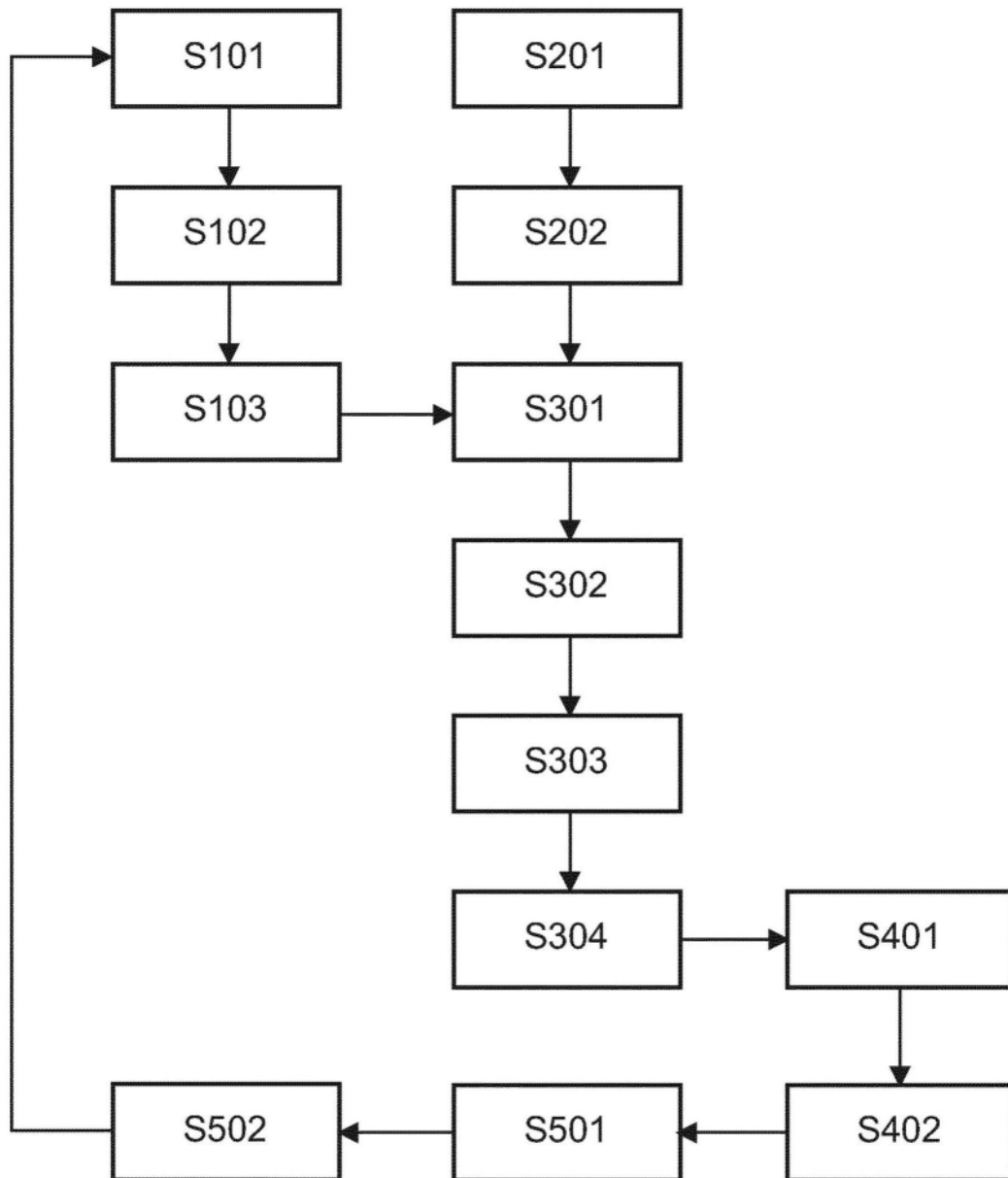


图2

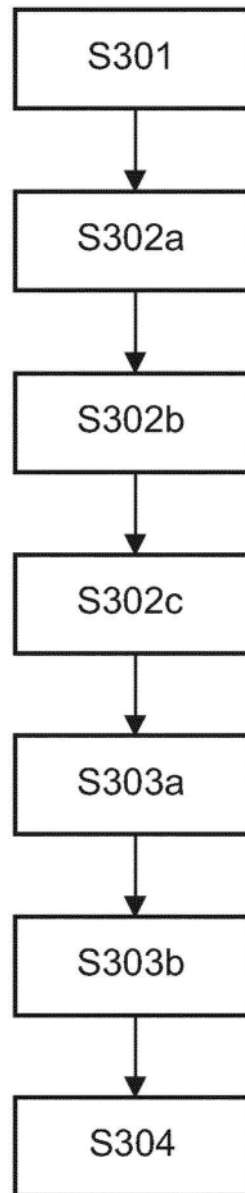


图3