



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117934651 A

(43) 申请公布日 2024. 04. 26

(21) 申请号 202410108404.6

(22) 申请日 2024.01.26

(71) 申请人 南通大学

地址 226000 江苏省南通市崇川区永福路
79号1幢南通大学技术转移研究院

(72) 发明人 吴辉群 周彤彤 李瑾 孟艺菲
席珺婷

(74) 专利代理机构 北京科家知识产权代理事务
所(普通合伙) 11427

专利代理师 曹振中

(51) Int. Cl.

G06T 11/00 (2006.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 17/00 (2006.01)

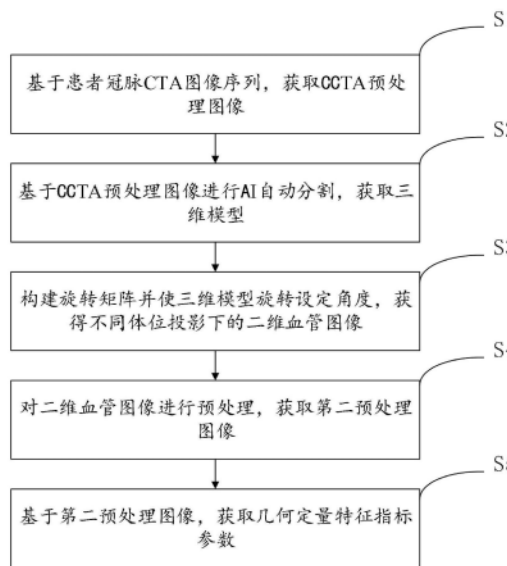
权利要求书2页 说明书7页 附图4页

(54) 发明名称

一种用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法

(57) 摘要

本发明公开了一种用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法,包括以下步骤:基于患者冠脉CTA图像序列,获取CCTA预处理图像;进行AI自动分割,获取三维模型;构建旋转矩阵并使三维模型旋转设定角度,获得不同体位投影下的二维血管图像;对二维血管图像进行预处理,获取第二预处理图像;基于第二预处理图像,获取几何定量特征指标参数。本申请的方法在不同投影下测量的分形维数、曲率都为无单位的定量指标,不会受图像因素、患者个体因素影响。本发明结合多变换多视角的观察方法,比单一投影能提供更多临床和科研价值,能够发现某一体位上斑块暴露不充分的缺点。提高诊断的准确性和敏感性,为医生的治疗提供了重要帮助。



1. 一种用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法,其特征在于,包括以下步骤:
 基于患者冠脉CTA图像序列,获取CCTA预处理图像;
 基于所述CCTA预处理图像进行AI自动分割,获取三维模型;
 构建旋转矩阵并使所述三维模型旋转设定角度,获得不同体位投影下的二维血管图像;

对所述二维血管图像进行预处理,获取第二预处理图像;
 基于所述第二预处理图像,获取几何定量特征指标参数。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于所述CCTA预处理图像进行AI自动分割,获取三维模型的方法,包括:

基于所述CCTA预处理图像和3D UX-Net模型,获取分段冠脉的三维模型;

基于所述分段冠脉的三维模型,隐藏\暴露非感兴趣区域以及感兴趣区域的血管。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述构建旋转矩阵并使所述三维模型旋转设定角度,获得不同体位投影下的二维血管图像的方法包括:

基于DSA常用造影体位以及基础体位AP位,将所述分段冠脉的三维模型以LR、PA、IS为轴进行旋转;其中,体位旋转角度具体如下:正头位为LR-30°,左肩位为IS-30°+LR-20°,蜘蛛位为IS-45°+LR30°,足位为LR30°,肝位为IS30°+LR20°,右肩位为IS30°+LR-20°,左前斜位为IS-45°,头位为LR-20°。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述构建旋转矩阵的方法包括:

基于所述分段冠脉的三维模型,调整于基础体位AP位;

所述三维模型绕x的旋转角度记为 α ,获取第一旋转矩阵 R_x ;所述三维模型绕y轴轴的旋转角度记为 β ,获取第二旋转矩阵 R_y ;所述三维模型绕z轴的旋转角度记为 γ ,获取第三旋转矩阵 R_z ;

基于所述第一旋转矩阵 R_x 、第二旋转矩阵 R_y 以及第三旋转矩阵 R_z ,获取最终旋转矩阵R;

基于按不同角度旋转后的所述三维模型模型,获得不同投影下的二维血管图像。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述基于所述第一旋转矩阵 R_x 、第二旋转矩阵 R_y 以及第三旋转矩阵 R_z ,获取最终旋转矩阵R的方法包括:

基于所述公式(1),获取所述第一旋转矩阵 R_x ;其中,所述公式(1)为:

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ 0 & \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix} \quad (1);$$

基于所述公式(2),获取所述第二旋转矩阵 R_y ;其中,所述公式(2)为:

$$R_y = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & \sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (2);$$

基于所述公式(3),获取所述第三旋转矩阵 R_z ;其中,所述公式(3)为:

$$R_y = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & \sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (3);$$

基于所述公式(4),获取所述最终旋转矩阵R;其中,所述公式(4)为:

$$R = R_x * R_y * R_z \quad (4)。$$

6.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,对所述二维血管图像中的血管网络进行分形维数测量以及对二维血管图像中的冠脉主干进行曲率测量。

7.一种如权利要求1所述的基于冠脉CTA投影变换方法在制备检测血管冠脉斑块的产品中的应用。

一种用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法

技术领域

[0001] 本申请属于影像分析技术领域,具体涉及一种用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法。

背景技术

[0002] 冠心病是一种常见的心血管疾病,严重威胁着人类的健康。其主要是由于冠状动脉血管的粥样硬化斑块引起,这些斑块可以导致血管狭窄,从而引起心肌缺血、心肌梗死等严重后果。随着医疗技术的不断发展,血管检测技术已经成为了临床医学中不可或缺的一部分。其中,冠状动脉血管病变的检测是预防和治疗冠心病的重要手段之一。目前,临床上常用的冠状动脉血管检测方法包括冠状动脉造影和计算机断层扫描血管成像(CTA)等。然而,冠状动脉造影作为诊断冠心病的“金标准”存在着一些不足之处,例如DSA为有创性检查,存在并发症的可能。因此,为了克服有创检查,本发明开始探索基于CCTA投影变换的血管检测方法。该方法通过利用CCTA图像数据进行AI自动血管分割提取和投影变换,不仅可以实现无创检查,避免了并发症的发生,还可得到更加清晰、直观的血管图像,从而提高血管检测的精度和可靠性。

[0003] 近年来,基于深度学习的冠脉斑块自动检测方法得到了广泛关注。Ivancevic等人提出了一种基于深度卷积神经网络的冠脉斑块自动检测方法。该方法通过对冠脉CTA图像进行分割和特征提取,使用深度神经网络对斑块进行分类和定位。这种方法在多个数据集上取得了较高的准确率和召回率,为冠脉斑块的自动检测提供了一种有效的解决方案。然而,现有的方法往往只关注于单个图像层面的斑块检测,忽略了斑块在多个图像层面上的连续性和统一性。这可能导致斑块漏检或误检的情况。

发明内容

[0004] 本申请提供一种用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法,以解决现有技术只关注于单个图像层面的斑块检测,忽略了斑块在多个图像层面上的连续性和统一性的技术问题。

[0005] 为解决上述技术问题,本申请采用的一个技术方案是:一种用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法,包括以下步骤:

[0006] 基于患者冠脉CTA图像序列,获取CCTA预处理图像;

[0007] 基于CCTA预处理图像进行AI自动分割,获取三维模型;

[0008] 构建旋转矩阵并使三维模型旋转设定角度,获得不同体位投影下的二维血管图像;

[0009] 对二维血管图像进行预处理,获取第二预处理图像;

[0010] 基于第二预处理图像,获取几何定量特征指标参数。

[0011] 进一步,基于CCTA预处理图像进行AI自动分割,获取三维模型的方法,包括:

[0012] 基于CCTA预处理图像和3D UX-Net模型,获取分段冠脉的三维模型;

[0013] 基于分段冠脉的三维模型,隐藏\暴露非感兴趣区域以及感兴趣区域的血管。

[0014] 进一步,构建旋转矩阵并使三维模型旋转设定角度,获得不同体位投影下的二维血管图像的方法包括:

[0015] 基于DSA常用造影体位以及基础体位AP位,将分段冠脉的三维模型以LR、PA、I S为轴进行旋转;其中,体位旋转角度具体如下:正头位为LR-30°,左肩位为I S-30°+LR-20°,蜘蛛位为IS-45°+LR30°,足位为LR30°,肝位为IS30°+LR20°,右肩位为IS30°+LR-20°,左前斜位为IS-45°,头位为LR-20°。

[0016] 进一步,构建旋转矩阵的方法包括:

[0017] 基于分段冠脉的三维模型,调整于基础体位AP位;其中,三维模型绕x轴(LR)的旋转角度记为 α ,获取第一旋转矩阵 R_x ;三维模型绕y轴(PA)的旋转角度记为 β ,获取第二旋转矩阵 R_y ;三维模型绕z轴(IS)的旋转角度记为 γ ,获取第三旋转矩阵 R_z ;

[0018] 基于第一旋转矩阵 R_x 、第二旋转矩阵 R_y 以及第三旋转矩阵 R_z ,获取最终旋转矩阵R;

[0019] 基于按不同角度旋转后的三维模型模型,获得不同投影下的二维血管图像。

[0020] 进一步,对二维血管图像中的血管网络进行分形维数测量以及对二维血管图像中的冠脉主干进行曲率测量。

[0021] 进一步,所述基于所述第一旋转矩阵 R_x 、第二旋转矩阵 R_y 以及第三旋转矩阵 R_z ,获取最终旋转矩阵R的方法包括:

[0022] 基于所述公式(1),获取所述第一旋转矩阵 R_x ;其中,所述公式(1)为:

$$[0023] \quad R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ 0 & \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix} \quad (1);$$

[0024] 基于所述公式(2),获取所述第二旋转矩阵 R_y ;其中,所述公式(2)为:

$$[0025] \quad R_y = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & \sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (2);$$

[0026] 基于所述公式(3),获取所述第三旋转矩阵 R_z ;其中,所述公式(3)为:

$$[0027] \quad R_z = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & \sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (3);$$

[0028] 基于所述公式(4),获取最终旋转矩阵R;其中,所述公式(4)为:

$$[0029] \quad R = R_x * R_y * R_z \quad (4)。$$

[0030] 基于冠脉CTA投影变换方法在制备检测血管冠脉斑块的产品中的应用。

[0031] 本申请的有益效果是:本申请中的分形维数和曲率均为无单位的指标,不会受图像因素、患者个体因素影响。本方法可自动提取冠脉三维模型,提高工作效率和模型精度。本方法通过多变换可多角度观察冠脉斑块,多变换比单一投影能提供更多价值,能发现由于某一体位上斑块暴露不充分的缺点。本方法提高血管检测的精度和可靠性,适用于冠心病

病的预防、诊断。

附图说明

- [0032] 图1是本申请的用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法一实施例的流程示意图；
- [0033] 图2是图1中的步骤S2一实施例的流程示意图；
- [0034] 图3是本申请的用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法中的冠脉血管自动分割过程示意图；
- [0035] 图4是图1中的步骤S3一实施例的流程示意图；
- [0036] 图5是本申请的基于分段冠脉的三维模型在正头位进行旋转后的投影；
- [0037] 图6是本申请的基于分段冠脉的三维模型在蜘蛛位进行旋转后的投影；
- [0038] 图7是本申请的基于分段冠脉的三维模型在肝位进行旋转后的投影；
- [0039] 图8是图5进行第二预处理后的投影图；
- [0040] 图9是图6进行第二预处理后的投影图；
- [0041] 图10是图7进行第二预处理后的投影图；
- [0042] 图11为冠脉某一体位示意图；其中，图11a为显示冠脉无病变；图11b为冠脉另一体位，可暴露斑块的一部分；图11c为图体位可充分暴露斑块。

具体实施方式

[0043] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，以下结合具体实施例，对本发明作进一步地详细说明。

[0044] 在下面的描述中阐述了很多具体细节以便于充分理解本发明，但是，本发明还可以采用不同于在此描述的方式来实施，因此，本发明并不限于下面公开说明书的具体实施例的限制。

[0045] 参阅图1，图1是本申请的用于病变冠脉检测的冠脉CTA投影变换方法一实施例的流程示意图。该方法包括以下步骤：

[0046] 步骤S1. 基于患者冠脉CTA图像序列，获取CCTA预处理图像。

[0047] 具体的，患者通过计算机断层扫描血管成像（CTA），获取获取患者冠脉CTA图像序列，并进行预处理后得到CCTA预处理图像。

[0048] 步骤S2. 基于CCTA预处理图像进行AI自动分割，获取三维模型。

[0049] 具体的，参阅图2，图2是图1中的步骤S2一实施例的流程示意图。步骤S2的具体方法包括：

[0050] 步骤S21. 基于CCTA预处理图像和3D UX-Net模型，获取分段冠脉的三维模型。

[0051] 具体的，3D UX-Net模型的处理过程包括，预训练阶段使用带有标记的血管和斑块数据集，对其进行随机裁剪和增强，并使用Swin UNETR进行编码。如图3所示，在预训练过程中，采用遮罩体积绘制、对比学习和旋转预测作为学习输入图像上下文表示的代理任务。

[0052] 具体步骤为：建立血管特征表示层，将血管图像数据转化为能够表示血管各种特征的形式。对于每个子条带，通过计算它们的平均灰度值和连通性来确定权重，并进行权重初始化。然后，对每个血管特征进行SKIPLIST编码，以便将它们与周围的背景区分开来。编

码后的子条带按照从左到右、从上到下的顺序进行排列,以更好地区分血管和周围组织。在建立了血管特征表示层之后,需要建立区域检测层。这一层的作用是对血管特征表示层进行预处理,以提取血管的区域检测特征。接下来,将血管特征表示层和区域检测层输入到全连接层中,以实现血管的连通性检测。全连接层将利用输入的特征进行计算和分析,以确定血管的连通性情况。然后,将区域检测层的输出和全连接层的输出输入到决策层中,以实现血管的分类和标注。决策层将对输入的特征进行判断和决策,以确定血管的类别和进行相应的标注工作。接下来,需要训练血管分割模型。将血管分割模型输入到决策层中,以对血管进行分割和标注。这一步是通过模型的学习和训练,来实现对血管的准确分割和标注。为了验证血管分割模型准确性和鲁棒性,进行人工验证。

[0053] 步骤S22.基于分段冠脉的三维模型,隐藏\暴露非感兴趣区域以及感兴趣区域的血管。

[0054] 具体的,基于已经成型的分段冠脉的三维模型,可以选择隐藏非感兴趣区域以及感兴趣区域的血管,亦可以暴露非感兴趣区域以及感兴趣区域的血管。

[0055] 步骤S3.构建旋转矩阵并使三维模型旋转设定角度,获得不同体位投影下的二维血管图像。

[0056] 具体的,参阅图4,图4是图1中的步骤S3一实施例的流程示意图。步骤S3的具体方法包括:

[0057] 步骤S31.基于DSA常用造影体位以及基础体位AP位,将分段冠脉的三维模型以LR、PA、IS为轴进行旋转。

[0058] 具体的,参阅图5,三维模型绕x轴(LR)的旋转角度记为 α ,其中,绕x轴(LR)旋转 α 角度的旋转矩阵如公式(1)为:

$$[0059] \quad R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ 0 & \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix} \quad (1);$$

[0060] 三维模型绕y轴(PA)的旋转角度记为 β ;绕y轴(PA)旋转 β 角度的旋转矩阵如公式(2)为:

$$[0061] \quad R_y = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & \sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (2);$$

[0062] 三维模型绕z轴(IS)的旋转角度记为 γ ,绕z轴(IS)旋转 γ 角度的旋转矩阵如公式(3)为:

$$[0063] \quad R_z = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3);$$

[0064] 步骤S32.冠脉模型的最终旋转矩阵R可通过将这三个旋转矩阵相乘得到,最终旋转矩阵R如公式(4)所示:

$$[0065] \quad R = R_x * R_y * R_z \quad (4);$$

[0066] 各体位旋转角度具体如下:正头位(LR-30°),左肩位(IS-30°+LR-20°),蜘蛛位(IS-45°+LR30°),足位(LR30°),肝位(IS30°+LR20°),右肩位(IS30°+LR-20°),左前斜位(IS-45°),头位(LR-20°)。

[0067] 步骤S33.基于按不同角度旋转后的模型,获得不同投影下的二维血管图像。

[0068] 具体的,如图6-8,截取二维图像时可将非感兴趣区域进行隐藏,如截取左冠二维图像时可以将右冠隐藏。

[0069] 步骤S4.对二维血管图像进行预处理,获取第二预处理图像。

[0070] 具体的,将获得的二维图像进行二值化、骨架化等预处理。

[0071] 参阅图9-11,首先将步骤S3所得的二维图像转换成8-bit,并设置初始设置背景为黑色,以防止图像变成Inverting LUT的情况。

[0072] 其次,将图像的每个像素点赋予一个0(黑色)或255(白色)的灰度值,使得整个图像呈现出明显的黑白效果为只有黑白两种颜色。选择一个适当的阈值,区分图像的背景和前景,对于每个像素点,如果其灰度值大于或等于阈值,则将其设置为白色(255),否则设置为黑色(0)。选择合适阈值后,使全部血管段为白色图像,背景为黑色图像,从而实现图像二值化。

[0073] 然后,将每个像素的强度值用其邻近3×3区域内像素的平均值来取代,以减少图像中的噪声,平滑图像的表面。随后重新二值化处理。

[0074] 最后,进行骨架化处理,此法为一种形态学骨架化算法。包括腐蚀、膨胀和反复迭代。先找到每个前景像素周围的背景像素,并删除这些像素,使前景像素变“瘦”。再将腐蚀操作后的图像进行膨胀。反复进行腐蚀和膨胀操作,直到图像的骨架化达到一个稳定的状态,得到单像素宽带骨架。

[0075] 上述步骤可使用宏代码进行记录,构建一个宏文件,从而减少重复的操作,提高图像处理的效率。

[0076] 根据骨架化后图像,可适当的填充孔洞、连接断开的边缘等。

[0077] 步骤S5.基于第二预处理图像,获取几何定量特征指标参数。

[0078] 具体的,基于第二预处理图像,测量分形维数、冠脉主干曲率等几何定量特征指标参数。

[0079] 测量几何定量特征指标参数的方法包括:首先基于步骤S4得到的骨架化图像,标记出骨架图像中的所有像素,计算骨架所有连接点、分支等参数以及骨架的长度、分支数等。

[0080] 具体的,对于规则的分形,可以直接利用Scaling rule进行计算血管骨架的分形维数: $D = -\frac{\log N}{\log \varepsilon}$,D代表分形维数,N代表单位长度的数量, ε 代表单位长度和原图相比的缩小比例。

[0081] 对于无规则的形状,引入分形盒维数(Box-counting dimension),它是基于盒计数(Box-counting)的概念,通过计算覆盖分形对象的盒子数量来度量其复杂程度。

[0082] 将步骤S4所得图像填充到一系列的方框中。统计每个方框中像素值不为0的点的数量。可反映图像在该区域的复杂程度。

[0083] 将每个方框中的像素点数量取对数,除以方框的边长,得到一个方框填充图像的

盒维数。可以反映图像在该区域的分形特性。

[0084] 通过对盒维数进行拟合,可以得到该图像的分形维数。

[0085] 基于分形维数测量,可反映血管网络复杂程度,观察有无新生血管形成。

[0086] 基于步骤S4所得预处理后的图像,测量冠脉主干曲率。

[0087] 随后设定比例尺,并手动选取曲线图像上的每个像素点,逐个像素地计算输入表面的二阶导数值,即该像素点处的表面曲率。

[0088] 其次,利用所选取的每个像素点的位置,假设一个理想的拟合曲线或模型。

[0089] 定义一个损失函数,衡量拟合曲线和实际观测数据之间的差距。

[0090] 使用优化算法寻找能够使损失函数最小的参数值。

[0091] 最终得到最优拟合曲线,可得到曲线的Avg. Curvature, Curve Length, Curvature σ^2 , Point Curvature指标。

[0092] 参阅图11,图11a为显示冠脉无病变;图11b为冠脉另一体位,可暴露斑块的一部分;图11c为图体位可充分暴露斑块。示例性的,选取一例冠心病病人,进行冠脉CTA检查,通过对图像的详细分析,得出以下诊断结果:

[0093] 左前降支(LAD)近段管壁混合斑块,管腔重度狭窄;中段管壁钙化斑块,管腔中度狭窄。第一对角支(D1)管壁钙化斑块,管腔轻度狭窄。左回旋支(LCX)近段管壁多发混合斑块,管腔重度狭窄。右冠状动脉(RCA)近段、中段管壁钙化斑块,管腔轻度狭窄;远段管壁钙化斑块,管腔轻微狭窄。本实施例分析具有粥样硬化斑块的病变冠脉的几何特征,按照上述定量指标测量方法,模拟了8个常用造影体位,测量结果如表格1。

[0094] 表1某冠心病患者的冠脉定量指标测量结果

冠脉分支	体位	分形维数	平均曲率 (μm^{-1})		
			LAD	LCX	RCA
左冠	正头位	1.1098	0.000150	0.000181	
	左肩位	0.9982	0.000142	0.000198	
	蜘蛛位	1.0132	0.000213	0.000166	
	足位	1.0297	0.000173	0.000202	
	肝位	0.9787	0.000193	0.000172	
	右肩位	1.0679	0.000136	0.000151	
右冠	头位	0.9766			0.000152
	左前斜位	0.9694			0.000178

[0096] 本方法提供了一种多指标、多维度观察冠脉的方法,对冠心病的预防和诊断有重要意义。

[0097] 本申请的方法模拟了冠脉造影常用体位,使用多变换多视角的方法,比单一投影能发现更多价值,发现由于某一单一一体位上斑块暴露不充分的缺点;在此基础上对血管网络进行分形维数的测量以及冠脉主干曲率等定量指标的测量,弥补了冠脉仅有定性指标的

不足。本申请的方法使观察结果更加精确,能较好服务于临床医生。

[0098] 以上所述仅为本申请的实施例,并非因此限制本申请的专利范围,凡是利用本申请说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其它相关的技术领域,均同理包括在本申请的专利保护范围内。

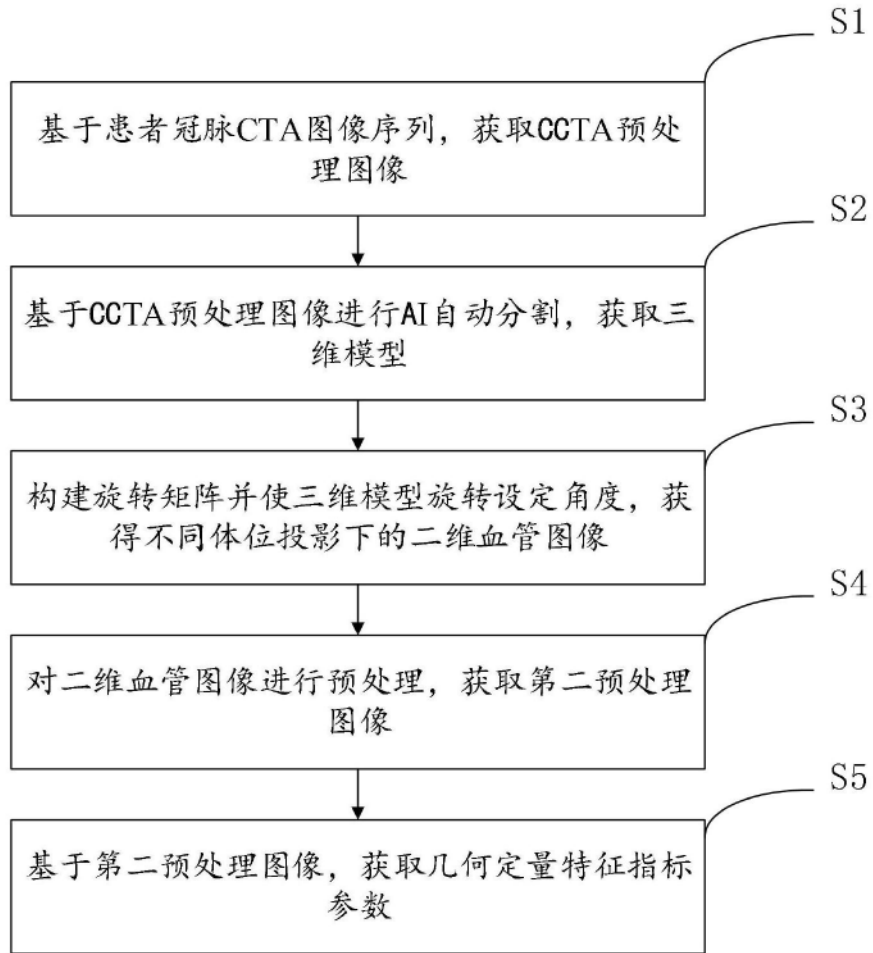


图1

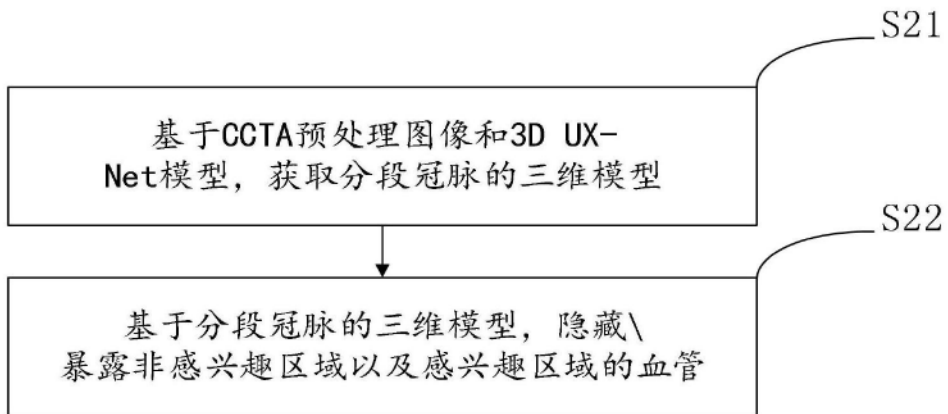


图2

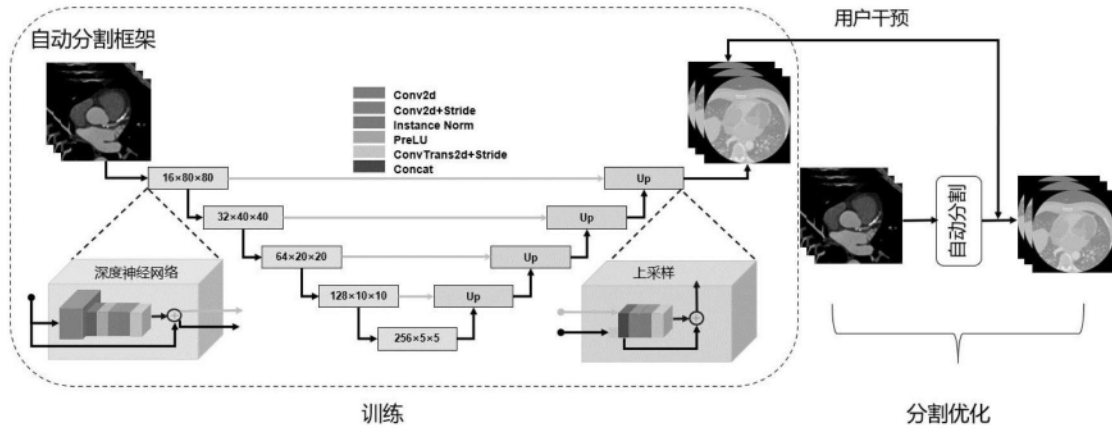


图3

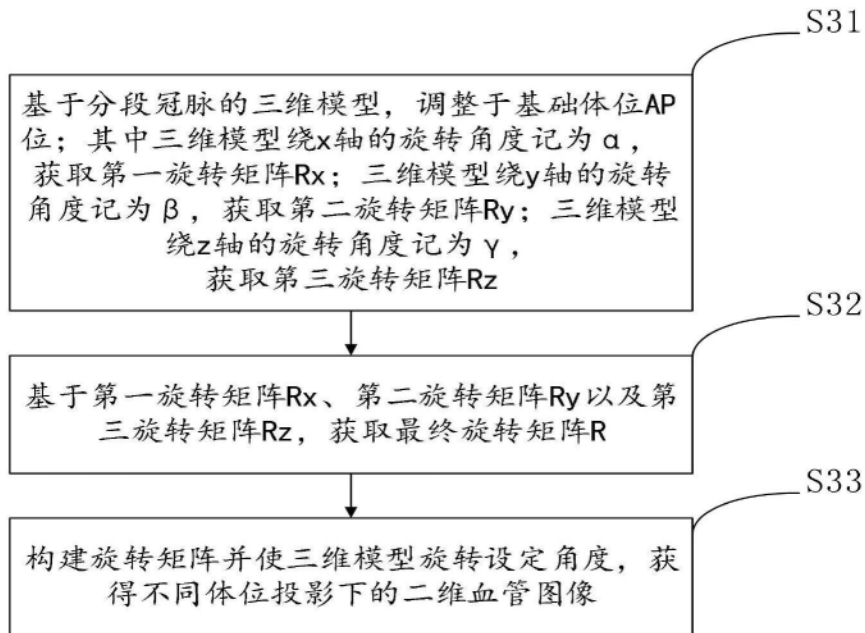


图4

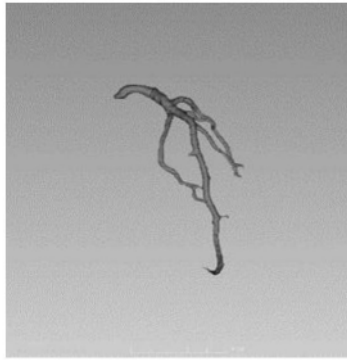


图5

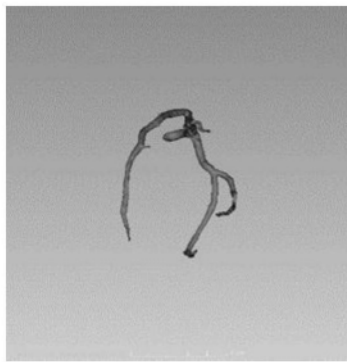


图6

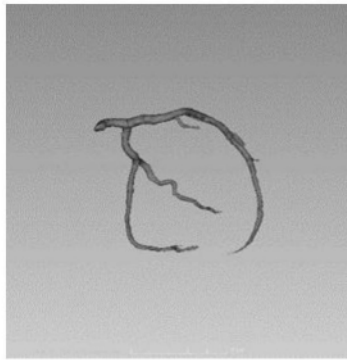


图7



图8



图9

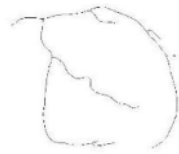


图10

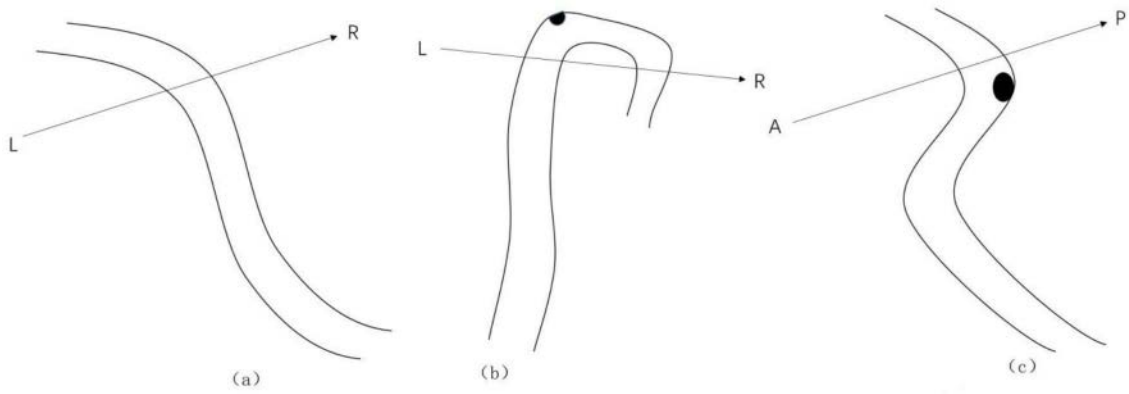


图11