



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112837306 A

(43) 申请公布日 2021.05.25

(21) 申请号 202110192837.0

G06T 7/62 (2017.01)

(22) 申请日 2021.02.20

G06K 9/46 (2006.01)

(71) 申请人 薛竟宜

G06K 9/62 (2006.01)

地址 150000 黑龙江省哈尔滨市南岗区邮政街23号

G06N 3/00 (2006.01)

申请人 郭延辉

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

(72) 发明人 薛竟宜 杜奕 郭延辉

(74) 专利代理机构 西安铭泽知识产权代理事务所(普通合伙) 61223

代理人 张举

(51) Int.Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/11 (2017.01)

G06T 7/187 (2017.01)

G06T 7/194 (2017.01)

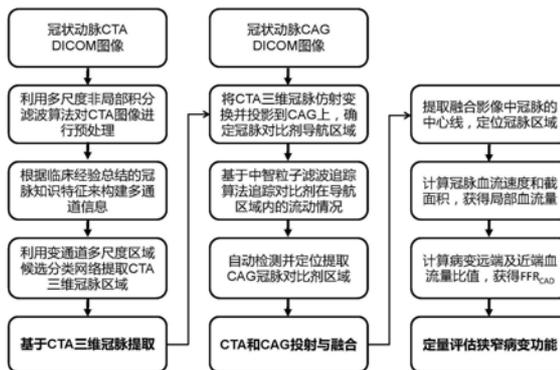
权利要求书3页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法

(57) 摘要

本发明提供了一种基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法,属于生物医学领域,结合CTA和CAG图像的各自特点,首先利用CTA图像来获得冠脉各个心动周期的三维图像数据,然后将其配准并投影到CAG图像的冠脉区域上,根据对比剂的信息确定冠脉狭窄病变区域的位置。该方法克服了单凭CAG二维图像重建血管精度上的不足,能较准确地自动识别冠脉区域,进而根据对比剂的跟踪路线和CAG视频序列的时间,计算出血液在不同冠脉区域的流速,进而计算出冠脉各点的血流量,从而得到病变远端与近端血流量的比值,获得计算机辅助诊断的FFR<sub>CAD</sub>,实现对冠脉病变功能学的全方位评价,解决冠状动脉病变功能学无创定量测量难题。



1. 一种基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1、自动提取CTA中冠脉区域并进行区域处理

步骤1.1、提取冠状动脉CAT图像;

步骤1.2、利用多尺度非局部积分滤波算法对CAT图像进行预处理;

步骤1.3、根据临床经验总结的冠脉知识特征构建多通道信息;

步骤1.4、利用变通道多尺度区域候选分类网络提取CAT图像中的三维冠脉区域;

步骤2、提取CTG图像并将CTA冠脉区域与CTG图像进行投射与融合

步骤2.1、提取冠状动脉CAG图像;

步骤2.2、将CTA中三维冠脉区域通过仿射变换与CAG图像中的对应冠脉进行配准,并投影到二维CAG上,确定冠脉对比剂导航区域;

步骤2.3、基于中智粒子滤波追踪算法追踪对比剂在导航区域内的流动情况;

步骤2.4、自动检测并定位提取CAG冠脉对比剂区域;

步骤2.5、将CTA冠脉区域与CTG图像进行投射与融合;

步骤3、定量评估狭窄病变

步骤3.1、提取融合影像中冠脉的中心线,定位冠脉区域;

步骤3.2、计算冠脉血流速度和截面积,获得局部血流量;

步骤3.3、计算病变远端及近端血流量比值,获得 $FFR_{CAD}$ ;

步骤3.4、根据 $FFR_{CAD}$ 值定量评估狭窄病变。

2. 根据权利要求1所述的基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法,其特征在于,将所述步骤1.2中多尺度非局部积分滤波算法的函数定义为:

$$\sigma_s(x, y) = f(I(x, y)) = aI(x, y) + b \quad (1)$$

其中,  $\sigma_s$  是在尺度S下高斯函数核的标准方差,应用其对原始CTA图像进行滤波运算;然后构建冠状动脉知识通道图像如下;

$$CAG'(x, y) = CAGs(x, y) \oplus G_s(u, v) \quad (2)$$

$$= \sum_{v=y-m/2}^{y+m/2} \sum_{u=x-m/2}^{x+m/2} CAGs(x-u, y-v) G_s(u, v, s) \quad \circ$$

3. 根据权利要求1所述的基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法,其特征在于,所述步骤2.2包括以下步骤:

步骤2.2.1、冠脉造影对比剂导航区域确定

利用CAG影像采集时的角度和分辨率,确定仿射变换函数的参数,将CTA中冠脉分割结果进行仿射变换,并将变换后的三维冠脉图像投影到二维CAG图像上,作为冠脉的可能候选区域,也就是对比剂要经过的导航区域;

步骤2.2.2、冠脉造影对比剂区域自动检测和提取:

根据造影对比剂区域在CAG视频的灰度和纹理信息,定义其中智不确定隶属度,从而作为粒子的属性,并定义当前区域及其邻域的中智相似度,来作为粒子滤波的代价函数,利用粒子滤波算法来追踪对比剂在导航区域内的流动情况,从而提取CAG图像中的冠脉区域。

4. 根据权利要求3所述的基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法, 其特征在于, 所述步骤2.3包括以下步骤:

步骤2.3.1、提取冠脉目标特征: 通过CTA图像中获得冠脉作为造影的导航区域, 人机交互选定待跟踪的初始目标, 计算跟踪目标的特征, 作为描述目标的特征;

步骤2.3.2、特征搜索阶段: 初始化提取了目标的特征后, 在目标的附近以高斯分布来撒粒子, 并根据导航区域来确定所撒的粒子的范围; 每个粒子按照初始化时候得到的目标特征计算出它所处的位置的灰度特征, 并计算该直方图向量与目标直方图向量的相似度; 然后对每个粒子与目标计算出的相似度做归一化, 使得所有粒子的相似度加起来和等于1;

步骤2.3.3、决策阶段: 根据每个粒子与目标的相似程度做加权平均; 根据最大的相似度候选区域的位置, 则为目标的最可能位置;

步骤2.3.4、粒子重采样: 根据粒子权重对粒子进行筛选, 筛选过程中, 既要大量保留权重大的粒子, 又要有一小部分权重小的粒子, 进而重复特征搜索阶段和决策阶段。

5. 根据权利要求1所述的基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法, 其特征在于, 所述步骤3.1包括以下步骤:

步骤3.1.1、先在冠脉区域上做距离变换, 计算各个点到边界的距离;

步骤3.1.2、根据各个点的距离, 定义脊点作为冠脉中心线的候选点, 并定义各个点之间的距离代价函数;

步骤3.1.3、利用最短路径Dijkstra算法来通过脊点寻找最短路径, 作为冠脉中心线;

步骤3.1.4、在得到冠脉的中心线后, 建立冠脉形状模型, 根据先验知识构建正常冠脉的形状和直径;

步骤3.1.5、与实际图像计算出的冠脉进行比对, 从而检测出冠脉异常区域, 定义为冠脉病变区域。

6. 根据权利要求1所述的基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法, 其特征在于, 所述步骤3.2包括以下步骤:

步骤3.2.1、冠脉病变区域血流速度计算

冠脉病变区域的血流速度指血液在单位时间内通过的距离, 根据对比剂的跟踪路线和CAG视频序列的时间, 可以计算出血液在不同区域的速度 $v$ , 从速度上定量分析血液在流经病变区域的变化情况, 其计算过程如下:

$$v_p = \frac{Dis_k(p_p) - Dis_{k-1}(p_p)}{t_k - t_{k-1}} \quad (3)$$

$$v_d = \frac{Dis_{k+1}(p_d) - Dis_k(p_d)}{t_{k+1} - t_k} \quad (4)$$

其中 $p_p$ 和 $p_d$ 是分别在狭窄区域近端和远端的取样点;  $Dis_{k-1}$ ,  $Dis_k$ 和 $Dis_{k+1}$ 分别是取样点在第 $k-1$ ,  $k$ 和 $k+1$ 帧上的距离;

步骤3.2.2、冠脉病变区域血流量计算

冠脉病变区域的血流量 $Q$ 是指单位时间内流经病变区截面积的血液体积; 利用极坐标系, 考虑血管的某一截面积上任一微面积 $ds$ 上血流速度为 $v(r, \theta, t)$ , 则通过该微截面的血流量应为:

$$Q(t)=V_c(t)=\iint_{\Sigma} v(r,\theta,t)ds \quad (5)$$

(5) 式为血流量计算的基本公式,将(4)式变形后得出:

$$\begin{aligned} Q(t)=V_c(t) &= \iint_{\Sigma} v(r,\theta,t)ds \\ &= \iint_{\Sigma} v(r,\theta,t)ds \cdot \frac{\iint_{\Sigma} ds}{\iint_{\Sigma} ds} \\ &= \frac{\iint_{\Sigma} v(r,\theta,t)ds}{\iint_{\Sigma} ds} \cdot \iint_{\Sigma} ds \end{aligned}$$

$$\text{即: } Q(t) = \bar{v}(t) \cdot S(t) \quad (6)$$

其中  $\bar{v}(t)$  为血管内空间平均速度,  $S$  为血液流过的截面积;

步骤3.2.3、根据冠脉对比剂在冠脉中的横截宽度和CTA的冠脉区域分割结果,利用样条函数来精确拟合出冠脉横截面;

步骤3.2.4、根据获得的最终横截面,可以获得冠脉病变狭窄远端的血流量 $Q_d$ 和病变近端无狭窄处血流量 $Q_p$ ,其计算过程如下:

$$Q = \iint_{p,t} S(p) V(p) dpdt \quad (7)$$

$$Q_d = \iint_{p_d,t} S(p) V(p) dpdt \quad (8)$$

$$Q_p = \iint_{p_p,t} S(p) V(p) dpdt \quad (9)$$

其中 $p$ 是取样点, $S(p)$ 为 $p$ 点横截面, $V(p)$ 为取样点的血流速度, $t$ 为时间间隔; $Q_p$ 和 $Q_d$ 分别为近端和远端取样点的血流量。

7. 根据权利要求1所述的基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法,其特征在于,所述步骤3.3通过计算机辅助获得 $FFR_{CAD}$ ,其公式为:

$$FFR_{CAD} = Q_d / Q_p \quad (11)$$

## 基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于生物医学领域,具体涉及一种基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法。

### 背景技术

[0002] 从1990年开始,针对心血管的冠状动脉造影(coronary artery angiography, CAG)图像及其疾病诊断研究逐渐被国内外学者广泛关注。然而,由于心脏特殊运动模式和图像快门速度等因素的限制,使得采集到的图像相邻帧之间区别很大,而且CAG图像灰度对比度较低,冠脉分支互相重叠和交叉,使冠脉的精确检测和测量成为一直困扰国内外研究者的难题。目前针对冠脉检测主要归纳为七大类:

[0003] (1) 传统模式识别法:是利用传统模式识别手段对血管或血管特征的自动检测和分类,较常用的有血管边缘特征提取法、区域增长法等,但这些方法对CAG图像要求较高,对于复杂冠脉识别较差。

[0004] (2) 跟踪法:是从初始点开始探测血管中心线或通过分析正交于跟踪方向的像素来检测边缘,是目前应用最广泛、最直观的方法。但由于心脏跳动模式和血管交叉重叠,使跟踪方法的准确性降低。

[0005] (3) 模型法:是用能够明确描述血管特征的模型或模板来提取血管的方法,该方法缺点是需要较多人工参与,并且距离比较近的血管边缘或中心线会出现干扰,运算量大,耗时长。

[0006] (4) 专家系统法:将专家系统等人工智能的方法融入到血管的提取方法中。该方法适用于血管灰度与背景灰度差异较大的造影图像,而且在血管交叉和血管阻塞部位得不到满意效果。

[0007] (5) 神经网络法:Nekovei等提出采用BP神经网络来提取造影图像中的心血管。网络训练采用多幅已经做过血管和背景标记的造影图像。该方法只是在血管和背景像素的区分上作了尝试,不能有效提取血管信息。

[0008] (6) 波导法:该方法由Caselles和Malladi提出,模仿水波传播特征来提取血管的中心线。提取的中心线连续性比较好,在一定程度上,能反映出血管的拓扑结构,但与血管的整体形状特征和血管走向出入较大,无法满足三维重建要求。

[0009] (7) 时间域分割法:Uchida等利用DSA图像序列血管的运动信息,对图像序列中冠脉运动小于边缘宽度的连续三幅DSA边缘图像进行相减累加操作得到血管边缘图,进而分割出血管。此种方法只能针对图像背景少,图像目标明显的DSA进行血管分割。这种分割方法过程复杂,对图像序列做多次操作,耗时长,效率低。

[0010] 近年基于影像学的冠脉狭窄病变无创功能学评价方法成为研究热点,包括基于冠脉计算机断层扫描血管造影(computed tomography angiography, CTA)的FFR检测(coronary CTA-derived FFR, FFRCT)和基于冠脉造影的FFR检测(angiography-derived FFR)等冠脉功能学评估方法。

[0011] FFRCT是基于静息状态心室舒张期冠脉CTA图像的无创冠脉狭窄病变功能学评估方法,不需要特殊扫描技术和额外用药。在心室舒张期冠脉微循环阻力最小,且压力与血流量成正比,通过流体力学计算方法,模拟冠脉内血流和压力,根据冠脉狭窄病变近段与远段血流量和压力阶差,推算管腔横截面,再经过复杂的图像处理 and 运算过程,包括图像分割和冠脉树提取、左心室质量估算、微循环阻力估算、冠脉最大血流量估算及流体力学计算等,形成管腔横截面和血管轮廓,重建冠脉树的三维解剖模型,从而获取冠脉树任意点的FFRCT值。多项临床研究结果证实:CTA结合无创FFRCT对判断冠脉狭窄病变是否引起心肌缺血的敏感性、特异性及准确性均优于单独应用CTA。

[0012] 基于冠脉造影的FFR评估(angiography-derived FFR)是应用冠脉造影的快速血流动力学分析方法,结合冠状动脉造影三维重建定量分析(3-dimensional quantitative coronary angiography,3D QCA)和TIMI计帧法,重建冠状动脉三维结构模型。FFR QCA $\leq$ 0.80诊断冠脉狭窄病变引起心肌缺血的准确率达88%,整个分析所需时间 $<10\text{min}$ 。FAVOR II China Study显示:基于冠脉造影的定量血流分数(quantitative flow ratio,QFR)识别有血流动力学意义冠脉狭窄病变的敏感性达94.6%,特异性达91.7%,较FFR QCA更有实用价值。

[0013] 冠脉CTA成像获得的是数百层横断面重建的间接冠脉图像,尚不能完全模拟真实的冠脉最大充血状态,判断严重钙化病变和迂曲病变功能学意义的准确性较低,而且模型重建和计算时间长,不能在导管室实时在线使用。另外,CTA只能观察冠脉静态特征,不能提供实时动态冠脉信息。

[0014] 虽然FFR QCA和QFR提高了冠脉造影的诊断性能,但仍然有其局限性:①获取造影图像时仍需使用腺苷诱导冠脉达最大充血状态;②需要对所有边支血管进行重建,分支血管重叠和交叉对结果影响较大,使用相对复杂;③对分支血管病变功能学判断准确性较低。

[0015] 针对临床缺乏无创实时评估冠脉狭窄病变功能的影像学方法,本发明的目的是基于深度学习和中智理论,研制开发一套CTA和CAG影像组学的冠脉病变功能学定量分析系统与平台,来解决冠脉病变自动检测和功能学定量评估等关键问题。

## 发明内容

[0016] 为了克服上述现有技术存在的不足,本发明提供了一种基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法。

[0017] 为了实现上述目的,本发明提供如下技术方案:

[0018] 基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法,包括以下步骤:

[0019] 步骤1、自动提取CTA中冠脉区域并进行区域处理

[0020] 步骤1.1、提取冠状动脉CAT图像;

[0021] 步骤1.2、利用多尺度非局部积分滤波算法对CAT图像进行预处理;

[0022] 步骤1.3、根据临床经验总结的冠脉知识特征构建多通道信息;

[0023] 步骤1.4、利用变通道多尺度区域候选分类网络提取CAT图像中的三维冠脉区域;

[0024] 步骤2、提取CTG图像并将CTA冠脉区域与CTG图像进行投射与融合

[0025] 步骤2.1、提取冠状动脉CAG图像;

[0026] 步骤2.2、将CTA中三维冠脉区域通过仿射变换与CAG图像中的对应冠脉进行配准,

并投影到二维CAG上,确定冠脉对比剂导航区域;

[0027] 步骤2.3、基于中智粒子滤波追踪算法追踪对比剂在导航区域内的流动情况;

[0028] 步骤2.4、自动检测并定位提取CAG冠脉对比剂区域;

[0029] 步骤2.5、将CTA冠脉区域与CTG图像进行投射与融合;

[0030] 步骤3、定量评估狭窄病变

[0031] 步骤3.1、提取融合影像中冠脉的中心线,定位冠脉区域;

[0032] 步骤3.2、计算冠脉血流速度和截面积,获得局部血流量;

[0033] 步骤3.3、计算病变远端及近端血流量比值,获得 $FFR_{CAD}$ ;

[0034] 步骤3.4、根据 $FFR_{CAD}$ 值定量评估狭窄病变。

[0035] 优选地,将所述步骤1.2中多尺度非局部积分滤波算法的函数定义为:

[0036]  $\sigma_s(x, y) = f(I(x, y)) = aI(x, y) + b$  (1)

[0037] 其中, $\sigma_s$ 是在尺度S下高斯函数核的标准方差,应用其对原始CTA图像进行滤波运算;然后构建冠状动脉知识通道图像如下:

$$CAG'(x, y) = CAGs(x, y) \oplus G_s(u, v) \quad (2)$$

[0038]

$$= \sum_{v=y-m/2}^{y+m/2} \sum_{u=x-m/2}^{x+m/2} CAGs(x-u, y-v)G_s(u, v, s) \quad \circ$$

[0039] 优选地,所述步骤2.2包括以下步骤:

[0040] 步骤2.2.1、冠脉造影对比剂导航区域确定

[0041] 利用CAG影像采集时的角度和分辨率,确定仿射变换函数的参数,将CTA中冠脉分割结果进行仿射变换,并将变换后的三维冠脉图像投影到二维CAG图像上,作为冠脉的可能候选区域,也就是对比剂要经过的导航区域;

[0042] 步骤2.2.2、冠脉造影对比剂区域自动检测和提取:

[0043] 根据造影对比剂区域在CAG视频的灰度和纹理信息,定义其中智不确定隶属度,从而作为粒子的属性,并定义当前区域及其邻域的中智相似度,来作为粒子滤波的代价函数,利用粒子滤波算法来追踪对比剂在导航区域内的流动情况,从而提取CAG图像中的冠脉区域。

[0044] 优选地,所述步骤2.3包括以下步骤:

[0045] 步骤2.3.1、提取冠脉目标特征:通过CTA图像中获得冠脉作为造影的导航区域,人机交互选定待跟踪的初始目标,计算跟踪目标的特征,作为描述目标的特征;

[0046] 步骤2.3.2、特征搜索阶段:初始化提取了目标的特征后,在目标的附近以高斯分布来撒粒子,并根据导航区域来确定所撒的粒子的范围;每个粒子按照初始化时候得到的目标特征计算出它所处的位置的灰度特征,并计算该直方图向量与目标直方图向量的相似度;然后对每个粒子与目标计算出的相似度做归一化,使得所有粒子的相似度加起来和等于1;

[0047] 步骤2.3.3、决策阶段:根据每个粒子与目标的相似程度做加权平均;根据最大的相似度候选区域的位置,则为目标的最可能位置;

[0048] 步骤2.3.4、粒子重采样:根据粒子权重对粒子进行筛选,筛选过程中,既要大量保

留权重大的粒子,又要有一小部分权重小的粒子,进而重复特征搜索阶段和决策阶段。

[0049] 优选地,所述步骤3.1包括以下步骤:

[0050] 步骤3.1.1、先在冠脉区域上做距离变换,计算各个点到边界的距离;

[0051] 步骤3.1.2、根据各个点的距离,定义脊点作为冠脉中心线的候选点,并定义各个点之间的距离代价函数;

[0052] 步骤3.1.3、利用最短路径Dijkstra算法来通过脊点寻找最短路径,作为冠脉中心线;

[0053] 步骤3.1.4、在得到冠脉的中心线后,建立冠脉形状模型,根据先验知识构建正常冠脉的形状和直径;

[0054] 步骤3.1.5、与实际图像计算出的冠脉进行比对,从而检测出冠脉异常区域,定义为冠脉病变区域。

[0055] 优选地,所述步骤3.2包括以下步骤:

[0056] 步骤3.2.1、冠脉病变区域血流速度计算

[0057] 冠脉病变区域的血流速度指血液在单位时间内通过的距离,根据对比剂的跟踪路线和CAG视频序列的时间,可以计算出血液在不同区域的速度( $v$ ),从速度上定量分析血液在流经病变区域的变化情况,其计算过程如下:

$$[0058] \quad v_p = \frac{Dis_k(p_p) - Dis_{k-1}(p_p)}{t_k - t_{k-1}} \quad (3)$$

$$[0059] \quad v_d = \frac{Dis_{k+1}(p_d) - Dis_k(p_d)}{t_{k+1} - t_k} \quad (4)$$

[0060] 其中 $p_p$ 和 $p_d$ 是分别在狭窄区域近端和远端的取样点; $Dis_{k-1}$ , $Dis_k$ 和 $Dis_{k+1}$ 分别是取样点在第 $k-1$ , $k$ 和 $k+1$ 帧上的距离;

[0061] 步骤3.2.2、冠脉病变区域血流量计算

[0062] 冠脉病变区域的血流量( $Q$ )是指单位时间内流经病变区截面积的血液体积;利用极坐标系,考虑血管的某一截面积上任一微面积 $ds$ 上血流速度为 $v(r, \theta, t)$ ,则通过该微截面的血流量应为:

$$[0063] \quad Q(t) = V_c(t) = \iint_{\Sigma} v(r, \theta, t) ds \quad (5)$$

[0064] (5)式为血流量计算的基本公式,将(4)式变形后得出:

$$[0065] \quad \begin{aligned} Q(t) &= V_c(t) = \iint_{\Sigma} v(r, \theta, t) ds \\ &= \iint_{\Sigma} v(r, \theta, t) ds \cdot \frac{\iint_{\Sigma} ds}{\iint_{\Sigma} ds} \\ &= \frac{\iint_{\Sigma} v(r, \theta, t) ds}{\iint_{\Sigma} ds} \cdot \iint_{\Sigma} ds \end{aligned}$$

$$[0066] \quad \text{即: } Q(t) = \bar{v}(t) \cdot S(t) \quad (6)$$

[0067] 其中  $\bar{v}(t)$  为血管内空间平均速度, S 为血液流过的截面积;

[0068] 步骤3.2.3、根据冠脉对比剂在冠脉中的横截宽度和CTA的冠脉区域分割结果, 利用样条函数来精确拟合出冠脉横截面;

[0069] 步骤3.2.4、根据获得的最终横截面, 可以获得冠脉病变狭窄远端的血流量  $Q_d$  和病变近端无狭窄处血流量  $Q_p$ , 其计算过程如下:

$$[0070] \quad Q = \iint_{p,t} S(p) V(p) dp dt \quad (7)$$

$$[0071] \quad Q_d = \iint_{p_d,t} S(p) V(p) dp dt \quad (8)$$

$$[0072] \quad Q_p = \iint_{p_p,t} S(p) V(p) dp dt \quad (9)$$

[0073] 其中 p 是取样点, S(p) 为 p 点横截面, V(p) 为取样点的血流速度, t 为时间间隔;  $Q_p$  和  $Q_d$  分别为近端和远端取样点的血流量。

[0074] 优选地, 所述步骤3.3通过计算机辅助获得  $FFR_{CAD}$ , 其公式为:

$$[0075] \quad FFR_{CAD} = Q_d / Q_p \quad (11)$$

[0076] 本发明提供的基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法具有以下有益效果:

[0077] 本发明的优点是结合CTA和CAG图像的各自特点, 首先利用CTA图像来获得冠脉各个心动周期的三维图像数据, 然后将其配准并投影到CAG图像的冠脉区域上, 根据对比剂的信息确定冠脉狭窄病变区域的位置。该方法克服了单凭CAG二维图像重建血管精度上的不足, 能较准确地自动识别冠脉区域, 进而根据对比剂的跟踪路线和CAG视频序列的时间, 计算出血液在不同冠脉区域的流速, 进而计算出冠脉各点的血流量, 从而得到病变远端与近端血流量的比值, 获得计算机辅助诊断的  $FFR_{CAD}$ , 实现对冠脉病变功能学的全方位评价, 解决冠状动脉病变功能学无创定量测量难题。

## 附图说明

[0078] 为了更清楚地说明本发明实施例及其设计方案, 下面将对本实施例所需的附图作简单地介绍。下面描述中的附图仅仅是本发明的部分实施例, 对于本领域普通技术人员来说, 在不付出创造性劳动的前提下, 还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0079] 图1为本发明实施例1的基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法的流程图;

[0080] 图2为变通道多尺度区域候选分类网络结构图;

[0081] 图3为CTA中冠脉RCA分支分割结果三维示意图;

[0082] 图4为CTA冠脉三维RCA分支和CAG二维图像仿射变换结果示意图;

[0083] 图5为CAG分割结果;

[0084] 图6为冠脉分割的三维建模结果。

## 具体实施方式

[0085] 为了使本领域技术人员更好的理解本发明的技术方案并能予以实施,下面结合附图和具体实施例对本发明进行详细说明。以下实施例仅用于更加清楚地说明本发明的技术方案,而不能以此来限制本发明的保护范围。

[0086] 实施例1

[0087] 本发明提供了一种基于深度学习和中智理论的冠状动脉病变功能学定量方法,具体如图1所示,包括以下步骤:

[0088] 步骤1、自动提取CTA中冠脉区域并进行区域处理

[0089] 步骤1.1、提取冠状动脉CAT DICOM图像;

[0090] 步骤1.2、利用多尺度非局部积分滤波算法对CAT图像进行预处理;

[0091] 与传统滤波算法相比,多尺度非局部积分滤波算法不仅考虑到当前点和其邻域点特征信息,而且还引入非局部积分的概念,根据邻域点位置特征来确定滤波算子的权值,能更好的保持滤波点和周围邻域点的关系特征,进一步精确冠状动脉特征信息。

[0092] 多尺度非局部积分滤波算子的核函数可应用高斯函数定义为:

$$[0093] \quad G(u, v, s) = \frac{1}{2\pi\sigma_s^2} \exp\left(-\frac{u_s^2 + v_s^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (12)$$

[0094] 其中,  $\sigma_s$  是在尺度S下高斯函数核的标准方差;通过  $\sigma_s$  来确定滤波算子的权值比例。该算法中,将  $\sigma_s$  定义为与图像不确定性特征的线性函数。如果当前点的不确定性比较高,则  $\sigma_s$  比较大,需要考虑更广的邻域;如果当前点的不确定性不高,则  $\sigma_s$  较小,仅需要考虑较小的邻域特征;

$$[0095] \quad \sigma_s(x, y) = f(I(x, y)) = aI(x, y) + b \quad (1)$$

[0096] 应用新定义的多尺度非局部积分滤波算子,对原始CTA图像进行滤波运算。其结果图像中,冠状动脉的线状特征信息得到增强,可用作构建冠状动脉知识通道图像;

$$CAG'(x, y) = CAGs(x, y) \oplus G_s(u, v) \quad (2)$$

[0097]

$$= \sum_{v=y-m/2}^{y+m/2} \sum_{u=x-m/2}^{x+m/2} CAGs(x-u, y-v) G_s(u, v, s)$$

[0098] 步骤1.3、根据临床经验总结的冠脉知识特征构建多通道信息;

[0099] 具体为,根据多尺度非局部积分滤波后图像,计算出造影区域的灰度和梯度特征,定义各个区域与理想造影区域的相似度,作为下一步对比剂候选区域确定算法的输入;

[0100] 步骤1.4、利用变通道多尺度区域候选分类网络提取CAT图像中的三维冠脉区域;

[0101] 起源于神经网络的深度学习网络,由于其在分类问题上优秀的学习和泛化能力,已成功应用于计算机视觉目标检测。在CTA三维图像中,冠状动脉也可以作为一种检测目标,通过训练不同的深度网络将冠状动脉从背景中分割出来。然而,仅根据灰度和纹理信息分割冠状动脉会包含很多假阳性区域。为了更精确地分割出冠状动脉图像,本实施例提出一种新颖深度学习网络——变通道多尺度区域候选分类网络,并结合根据临床经验总结的冠状动脉知识特征构建多通道信息,从而进行CTA冠状动脉区域的检测和分类,如图2所示。

[0102] 在变通道多尺度区域候选分类网络,将原始CTA图像和知识特征通道送入深度学

习网络中的区域候选模块;利用知识特征通道在表述冠状动脉区域的优势,确定候选冠状动脉区域;然后结合原始图像在候选冠状动脉区域的特征,利用网络中的特征提取和分类模块,进行分类和假阳性去除,分类网络输出最终的冠状动脉检测结果。

[0103] 步骤2、如图3和图4所示,提取CTG DICOM图像并将CTA冠脉区域与CTG图像进行投射与融合

[0104] 步骤2.1、提取冠状动脉CAG DICOM图像;

[0105] 步骤2.2、将CTA中三维冠脉区域通过仿射变换与CAG图像中的对应冠脉进行配准,并投影到二维CAG上,确定冠脉对比剂导航区域;

[0106] 具体的,本实施例中,步骤2.2包括以下步骤:

[0107] 步骤2.2.1、冠脉造影对比剂导航区域确定

[0108] 利用CAG影像采集时的角度和分辨率,确定仿射变换函数的参数,将CTA中冠脉分割结果进行仿射变换,并将变换后的三维冠脉图像投影到二维CAG图像上,作为冠脉的可能候选区域,也就是对比剂要经过的导航区域;

[0109] 步骤2.2.2、冠脉造影对比剂区域自动检测和提取:

[0110] 根据造影对比剂区域在CAG视频的灰度和纹理等信息,定义其中智不确定隶属度,从而作为粒子的属性,并定义当前区域及其邻域的中智相似度,来作为粒子滤波的代价函数,利用粒子滤波算法来追踪对比剂在导航区域内的流动情况,从而提取CAG图像中的冠脉区域。

[0111] 步骤2.3、基于中智粒子滤波追踪算法追踪对比剂在导航区域内的流动情况;

[0112] 具体的,本实施例中,步骤2.3包括以下步骤:

[0113] 步骤2.3.1、提取冠脉目标特征:通过CTA图像中获得冠脉作为造影的导航区域,人机交互选定待跟踪的初始目标,计算跟踪目标的特征,作为描述目标的特征;

[0114] 步骤2.3.2、特征搜索阶段:初始化提取了目标的特征后,在目标的附近以高斯分布来撒粒子,并根据导航区域来确定所撒的粒子的范围;每个粒子按照初始化时候得到的目标特征计算出它所处的位置的灰度特征,并计算该直方图向量与目标直方图向量的相似度;然后对每个粒子与目标计算出的相似度做归一化,使得所有粒子的相似度加起来和等于1;

[0115] 步骤2.3.3、决策阶段:根据每个粒子与目标的相似程度做加权平均;根据最大的相似度候选区域的位置,则为目标的最可能位置;

[0116] 步骤2.3.4、粒子重采样:根据粒子权重对粒子进行筛选,筛选过程中,既要大量保留权重大的粒子,又要有一小部分权重小的粒子,进而重复特征搜索阶段和决策阶段。

[0117] 步骤2.4、自动检测并定位提取CAG冠脉对比剂区域;

[0118] 步骤2.5、将CTA冠脉区域与CTG图像进行投射与融合;

[0119] 步骤3、定量评估狭窄病变

[0120] 步骤3.1、提取融合影像中冠脉的中心线,定位冠脉区域;

[0121] 具体的,本实施例中,步骤3.1包括以下步骤:

[0122] 步骤3.1.1、先在冠脉区域上做距离变换,计算各个点到边界的距离;

[0123] 步骤3.1.2、根据各个点的距离,定义脊点作为冠脉中心线的候选点,并定义各个点之间的距离代价函数;

[0124] 步骤3.1.3、利用最短路径Dijkstra算法来通过脊点寻找最短路径,作为冠脉中心线;

[0125] 步骤3.1.4、在得到冠脉的中心线后,建立冠脉形状模型,根据先验知识构建正常冠脉的形状和直径;

[0126] 步骤3.1.5、与实际图像计算出的冠脉进行比对,从而检测出冠脉异常区域,定义为冠脉病变区域。

[0127] 步骤3.2、计算冠脉血流速度和载面积,获得局部血流量;

[0128] 具体的,本实施例中,步骤3.2包括以下步骤:

[0129] 步骤3.2.1、冠脉病变区域血流速度计算

[0130] 冠脉病变区域的血流速度指血液在单位时间内通过的距离,根据对比剂的跟踪路线和CAG视频序列的时间,可以计算出血液在不同区域的速度(v),从速度上定量分析血液在流经病变区域的变化情况,其计算过程如下:

$$[0131] \quad v_p = \frac{Dis_k(p_p) - Dis_{k-1}(p_p)}{t_k - t_{k-1}} \quad (3)$$

$$[0132] \quad v_d = \frac{Dis_{k+1}(p_d) - Dis_k(p_d)}{t_{k+1} - t_k} \quad (4)$$

[0133] 其中 $p_p$ 和 $p_d$ 是分别在狭窄区域近端和远端的取样点; $Dis_{k-1}$ , $Dis_k$ 和 $Dis_{k+1}$ 分别是取样点在第 $k-1$ , $k$ 和 $k+1$ 帧上的距离;

[0134] 步骤3.2.2、冠脉病变区域血流量计算

[0135] 冠脉病变区域的血流量(Q)是指单位时间内流经病变区截面积的血液体积;利用极坐标系,考虑血管的某一截面积上任一微面积 $ds$ 上血流速度为 $v(r, \theta, t)$ ,则通过该微截面的血流量应为:

$$[0136] \quad Q(t) = V_c(t) = \iint_{\sigma} v(r, \theta, t) ds \quad (5)$$

[0137] (6)式为血流量计算的基本公式,将(4)式变形后得出:

$$[0138] \quad \begin{aligned} Q(t) = V_c(t) &= \iint_{\sigma} v(r, \theta, t) ds \\ &= \iint_{\sigma} v(r, \theta, t) ds \cdot \frac{\iint_{\sigma} ds}{\iint_{\sigma} ds} \\ &= \frac{\iint_{\sigma} v(r, \theta, t) ds}{\iint_{\sigma} ds} \cdot \iint_{\sigma} ds \end{aligned}$$

$$[0139] \quad \text{即: } Q(t) = \bar{v}(t) \cdot S(t) \quad (6)$$

[0140] 其中 $\bar{v}(t)$ 为血管内空间平均速度, $S$ 为血液流过的截面积;

[0141] 步骤3.2.3、根据冠脉对比剂在冠脉中的横截宽度和CTA的冠脉区域分割结果,利用样条函数来精确拟合出冠脉横截面;

[0142] 由于获得的截面积个数有限(2-3个CAG角度),仅用CAG来重建冠脉的三维体积,精度不高,影响计算结果。而仅用CTA来计算冠脉体积,会受到冠脉钙化病变的影响,降低冠脉体积计算的准确性。如图3所示,本实施例结合CAG和CTA各自的优点,根据冠脉对比剂在冠脉中的横截宽度和CTA的冠脉区域分割结果,利用样条函数来精确拟合出冠脉横截面。

[0143] 其中图5中的短虚线和长虚线分别为根据两次不同角度生成的对比剂的横断面和CTA冠脉分割结果横截面,图6为最后拟合结果;

[0144] 步骤3.2.4、根据获得的最终横截面,可以获得冠脉病变狭窄远端的血流量 $Q_d$ 和病变近端无狭窄处血流量 $Q_p$ ,其计算过程如下:

$$[0145] \quad Q = \iint_{p,t} S(p) V(p) dpdt \quad (7)$$

$$[0146] \quad Q_d = \iint_{p_d,t} S(p) V(p) dpdt \quad (8)$$

$$[0147] \quad Q_p = \iint_{p_p,t} S(p) V(p) dpdt \quad (9)$$

[0148] 其中 $p$ 是取样点, $S(p)$ 为 $p$ 点横截面, $V(p)$ 为取样点的血流速度, $t$ 为时间间隔; $Q_p$ 和 $Q_d$ 分别为近端和远端取样点的血流量。

[0149] 步骤3.3、计算病变远端及近端血流量比值,获得 $FFR_{CAD}$ ;

[0150] 步骤3.4、根据 $FFR_{CAD}$ 值定量评估狭窄病变。

[0151] 具体的,本实施例中,步骤3.3通过计算机辅助获得 $FFR_{CAD}$ ,理论上应该更能代表冠脉真实的血流储备分数,其公式为:

$$[0152] \quad FFR_{CAD} = Q_d / Q_p \quad (11)$$

[0153] 经过对本实施例提供轨道方法模拟机实验,该方法在实际中完全可行。与同类型的算法相比,本发明结果优异,结合CTA和CAG图像的各自特点,能实现对冠脉病变功能学的定量精确测量。

[0154] 以上所述实施例仅为本发明较佳的具体实施方式,本发明的保护范围不限于此,任何熟悉本领域的技术人员在本发明披露的技术范围内,可显而易见地得到的技术方案的简单变化或等效替换,均属于本发明的保护范围。

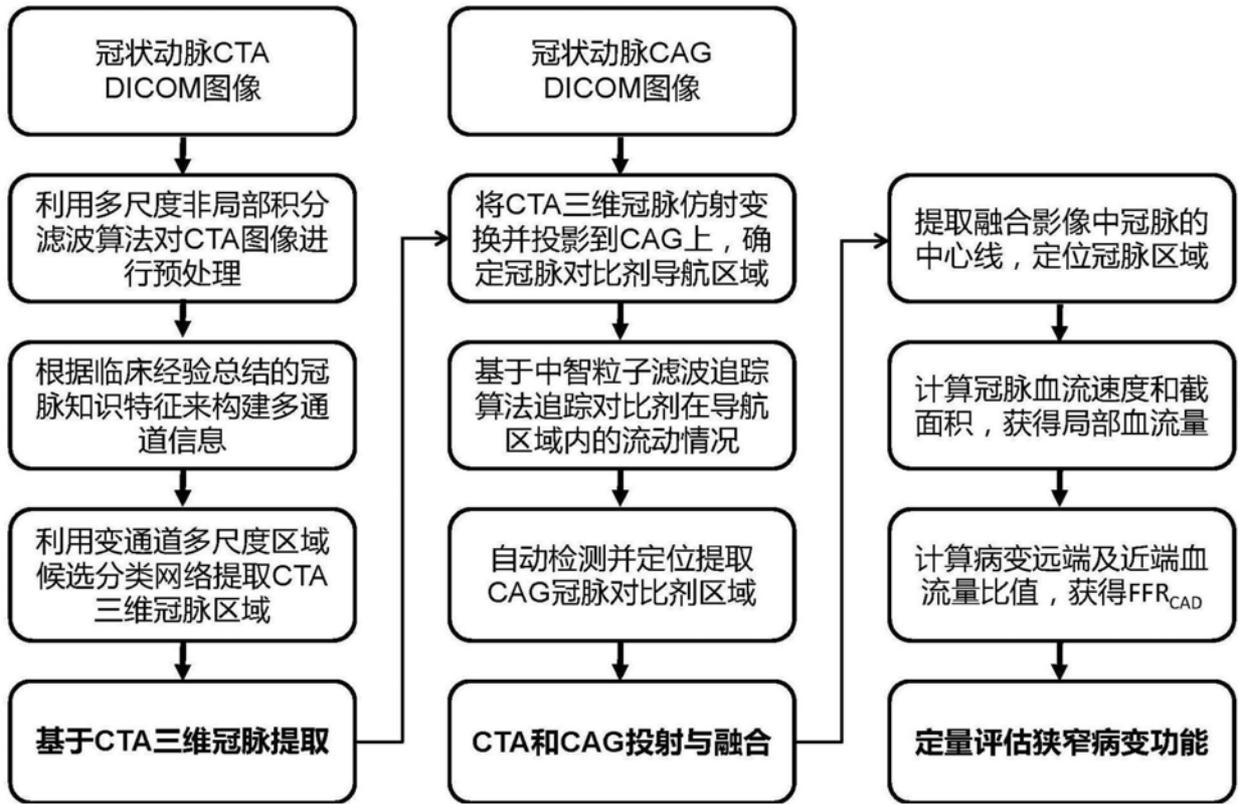


图1

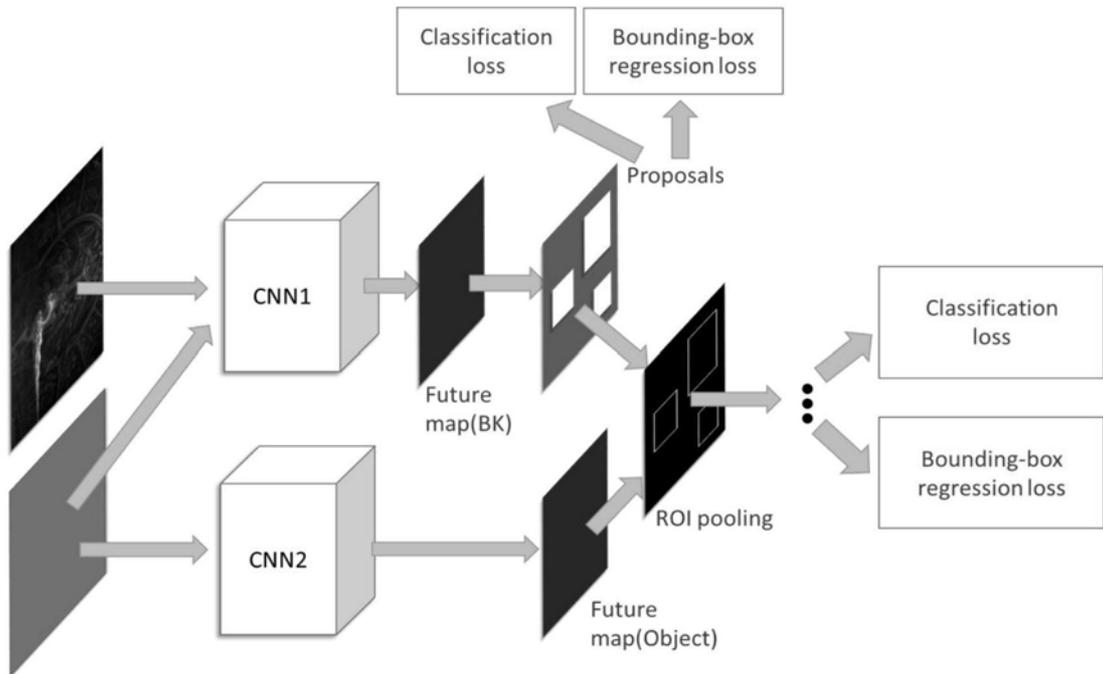


图2

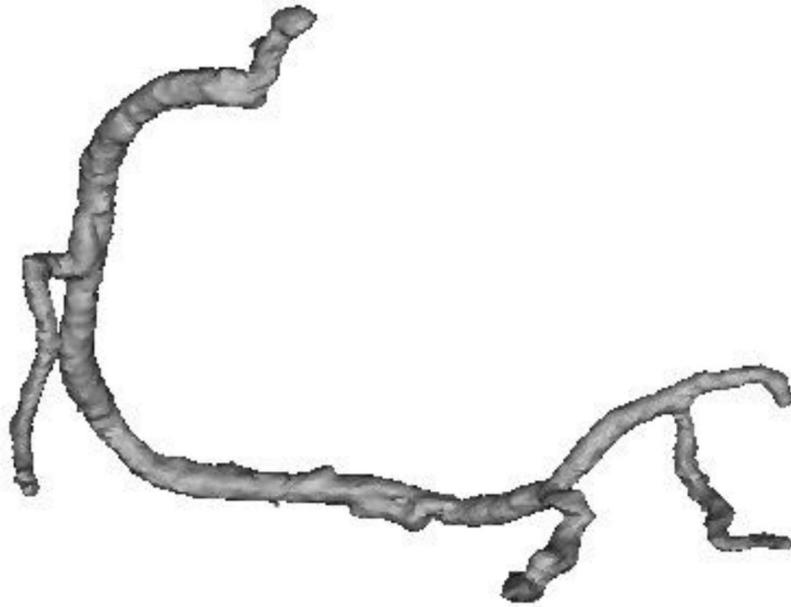


图3

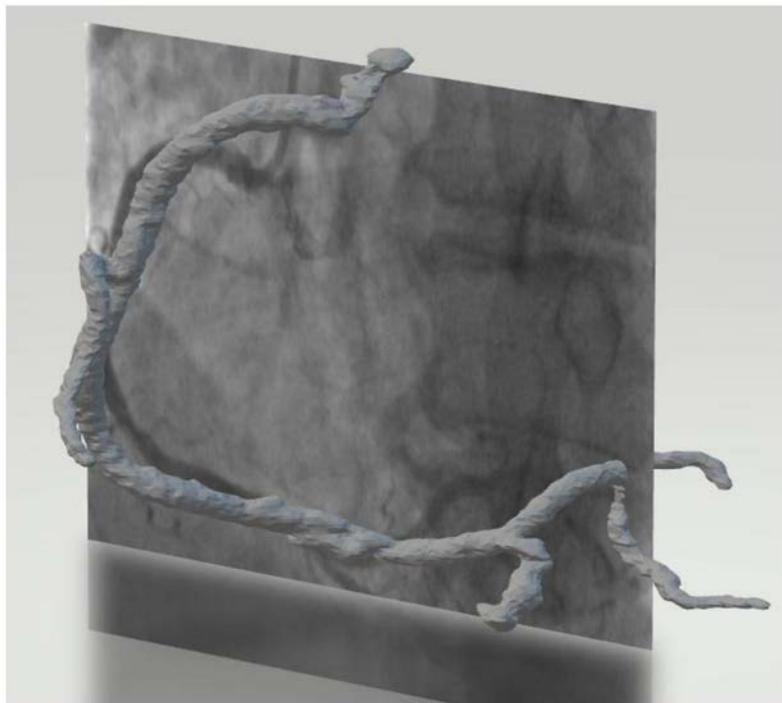


图4

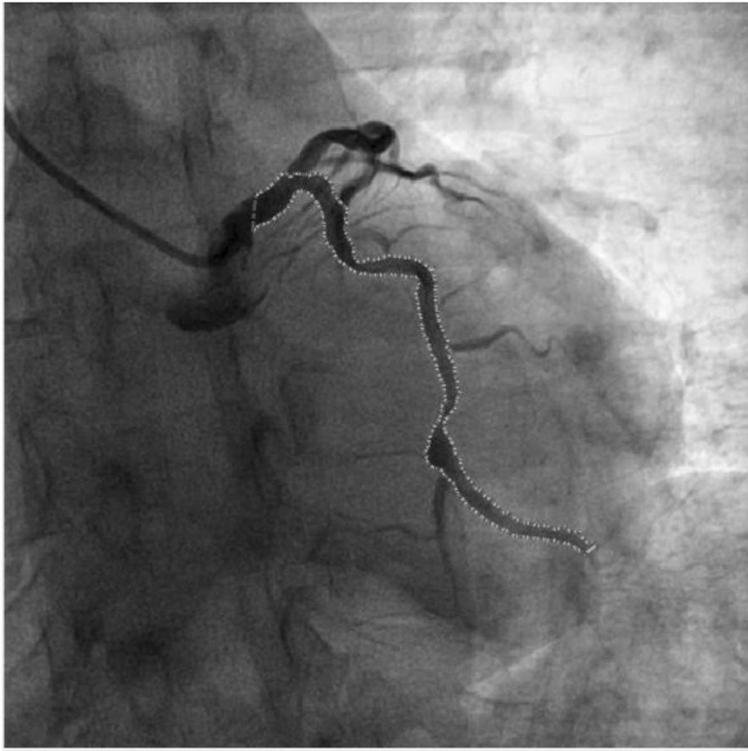


图5

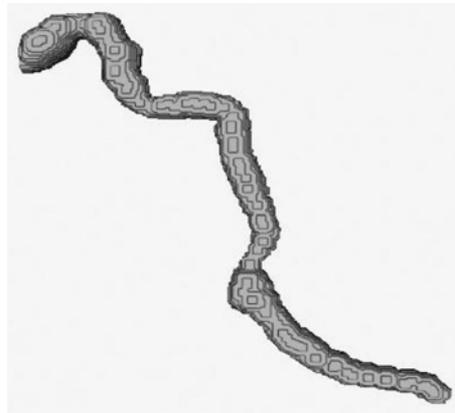


图6