



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102800088 B

(45) 授权公告日 2014. 10. 29

(21) 申请号 201210216316. 5

(22) 申请日 2012. 06. 28

(73) 专利权人 华中科技大学

地址 430074 湖北省武汉市洪山区珞瑜路 1037 号

(72) 发明人 丁明跃 程洁玉 李鹤 杨鑫

(74) 专利代理机构 华中科技大学专利中心 42201

代理人 李智

Contour Model and Its Application to Carotid Plaque Detection. 《IEEE computer society》. 2011, 101-104.

蔡超等. 基于 C-V 方法改进的红外图像自动分割. 《华中科技大学学报(自然科学版)》. 2006, 第 34 卷(第 3 期), 62-64.

肖洁等. 一种图斑特征引导的感知分组视觉注意模型. 《航空学报》. 2010, 第 31 卷(第 11 期), 2266-2274.

审查员 康厚萍

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006. 01)

A61B 8/08(2006. 01)

(56) 对比文件

CN 101147688 A, 2008. 03. 26, 全文.

CN 100998512 A, 2007. 07. 18, 全文.

US 2008/0075375 A1, 2008. 03. 27, 全文.

Jieyu Cheng 等. Geometric Active

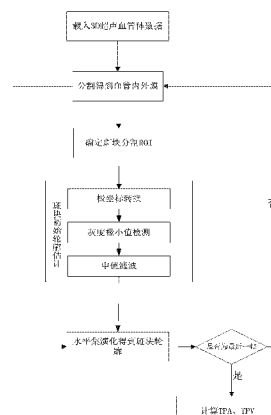
权利要求书4页 说明书16页 附图5页

(54) 发明名称

超声颈动脉斑块自动分割方法

(57) 摘要

本发明属于计算机技术与医学图像的交叉领域,具体涉及到一种超声图像中颈动脉血管横断面方向上斑块的分割方法。具体步骤包括:选取当前帧图像;分割得到血管内、外膜轮廓;提取斑块分割感兴趣区域;检测初始斑块外边界;包括在感兴趣区域转换得到的极坐标图像上对每列位于内外膜轮廓间的像素点灰度值进行曲线拟合、检测具有灰度极小值且离外膜轮廓最近的像素点作为初始斑块外边界点;水平集演化得到斑块最终外边界;将最终外边界与内膜轮廓间区域作为斑块区域。本发明提供的超声图像中颈动脉斑块分割方法能够精确分割出斑块;较大幅度减少医生的工作量;基于本方法的分割结果计算得到的斑块体积、面积指标能辅助医生分析病变程度及治疗效果。



CN 102800088 B

1. 超声颈动脉斑块自动分割方法,包括以下步骤:

(1) 从颈动脉三维超声体数据提取当前帧图像;

(2) 对当前帧图像分割得到内、外膜轮廓;

(3) 从当前帧图像提取包含内、外膜轮廓的斑块感兴趣区域 ROI, 斑块感兴趣区域 ROI 的中心点与内膜轮廓的中心点相同;

(4) 在斑块感兴趣区域 ROI 检测初始斑块外轮廓线 C^0 ;

(4.1) 以斑块感兴趣区域 ROI 的中心点为原点, 将斑块感兴趣区域 ROI 从直角坐标系转换到极坐标系;

(4.2) 对极坐标系下的斑块感兴趣区域 ROI 中每列上位于内外膜间的像素点灰度值进行曲线拟合, 并在拟合得到的曲线上检测极小值, 从极小值对应的像素点中选取离外膜轮廓最近的像素点;

(4.3) 将步骤 (4.2) 选取的离外膜轮廓最近的像素点从极坐标系转换到直角坐标系, 并连线形成初始斑块外轮廓线 C^0 ;

(5) 依据初始斑块外轮廓线 C^0 进行水平集演化得到斑块区域;

(5.1) 初始化迭代次数 $z = 1$ 以及符号距离函数

$$\phi^0(x) = \begin{cases} \|x, C^0\| & x \in \text{outside}(C^0) \\ -\|x, C^0\| & \text{其它} \end{cases}$$

outside(C^0) 表示斑块感兴趣区域 ROI 中初始斑块外边界以外的像素区域, x 为斑块感兴趣区域 ROI 的像素点, $\| \quad \|$ 为求欧式距离;

(5.2) 计算 $\phi^z(x)$:

$$\begin{aligned} \phi^z(x) = & \phi^{z-1}(x) + \delta(\phi^{z-1}(x)) \cdot \{ \lambda_s \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi^{z-1}(x)}{|\nabla \phi^{z-1}(x)|} \right) + \lambda_l \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) \delta(\phi^{z-1}(\hat{x})) [(I(\hat{x}) - u_x)^2 - (I(\hat{x}) - v_x)^2] d\hat{x} + \\ & \lambda_g \cdot \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N [(u_0^i(x) - c_+^i)^2 - (u_0^i(x) - c_-^i)^2] + \lambda_d \cdot B_d(x) \} \end{aligned}$$

其中,

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x = 0 \\ 0, & \text{若 } |x| > \varepsilon, \quad 0 < \varepsilon < 0.001; \\ \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\varepsilon})], & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$$

半径为 r_L 的圆形邻域 $B_L(x, \hat{x}) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \|x - \hat{x}\| < r_L \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, \hat{x} 为斑块感兴趣区域 ROI 的像素点,

$2 \leq r_L \leq 20$;

λ_s 、 λ_l 、 λ_g 、 λ_d 分别为限制曲线长度能量、局部 Chan-Vese 能量、Gabor 滤波器能量、距离限制能量的权重;

$I()$ 为像素灰度;

$$u_x = \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) H(\phi(\hat{x})) I(\hat{x}) d\hat{x} / \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) H(\phi(\hat{x})) d\hat{x} \quad ;$$

$$v_x = \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x})(1-H(\phi(\hat{x})))I(\hat{x})d\hat{x} / \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x})(1-H(\phi(\hat{x})))d\hat{x} ;$$

Ω 为斑块感兴趣区域 ROI ;

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{若 } x < -\varepsilon \\ 0 & \text{若 } x > \varepsilon \\ \frac{1}{2}[1 + \frac{x}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi}\sin(\frac{\pi x}{\varepsilon})] & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases} ;$$

N 为 Gabor 滤波器的个数 ;

u_0^i 为斑块感兴趣区域 ROI 经过第 i 个 Gabor 滤波器滤波后的输出 ;

c_+^i 为位于内外膜之间且位于上一次迭代演化轮廓 C^{z-1} 内部的像素点经过第 i 个 Gabor 滤波得到的响应均值 ;

c_-^i 为位于内外膜之间且位于上一次迭代演化轮廓 C^{z-1} 外部的像素点经过第 i 个 Gabor 滤波得到的响应均值 ;

$$B_d(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \|x, C_{MAB}\| < d \\ F \cdot (\|x, C_{MAB}\| - msd), & \text{若 } \|x, C_{MAB}\| > msd, \text{ msd 为外膜轮廓 } C_{MAB} \text{ 和内膜轮廓 } C_{LIB} \text{ 之间的欧式距离, } d \text{ 为内外膜轮廓间的最小距离, } F \text{ 为扩张力与距离的比例因子, } 0 < F \leq 1 ; \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

廓 C_{LIB} 之间的欧式距离, d 为内外膜轮廓间的最小距离, F 为扩张力与距离的比例因子, $0 < F \leq 1$;

(5.3) 计算本次迭代演化轮廓 $C^z = \{x | \phi^z(x) = 0\}$;

(5.4) 若本次迭代演化轮廓 C^z 与前一次迭代得到的演化轮廓 C^{z-1} 相同或者 z 达到迭代次数上限, 则本次迭代得到的演化轮廓即为最终斑块演化轮廓 C_{plaque} , 进入步骤 (5.5) ; 否则, $z = z+1$, 返回步骤 (5.2) ;

(5.5) 最终斑块演化轮廓 C_{plaque} 与内膜轮廓 C_{LIB} 之间的区域即为斑块区域。

2. 根据权利要求 1 所述的超声颈动脉斑块自动分割方法, 其特征在于, 所述步骤 (2) 具体为:

(2.1) 若当前帧图像为颈动脉三维超声体数据的第一帧图像, 则在当前帧图像上选择明显位于血管外轮廓上的像素点集作为基准点, 通过基准点间插值形成闭合曲线, 将其作为当前帧的基准轮廓 ; 否则, 将上一帧得到的备用基准轮廓作为当前帧的基准轮廓 ;

(2.2) 利用形态学膨胀法将基准轮廓外推形成第一感兴趣区域 ROI1 ;

(2.3) 在第一感兴趣区域 ROI1 中检测颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} ;

(2.3.1) 在当前帧图像中提取包含第一感兴趣区域 ROI1 的矩形窗口图像, 将其转化到极坐标图像, 在极坐标图像上每隔相同角度在径向方向靠近基准轮廓的像素点中搜索梯度值最大者作为初始轮廓点, 将初始轮廓点转化到直角坐标系并连线形成初始颈动脉血管外轮廓 C_1^0 ;

(2.3.2) 利用混合分布估计第一感兴趣区域 ROI1 的灰度概率密度分布, 从而得到混合分布的 shape 参数 K_j 和 scale 参数 θ_j , $j = 1, \dots, M$, M 为混合分布中单项分布的类别数 ;

(2.3.3) 初始化迭代次数 $t = 1$ 以及符号距离函数

$$\phi_1^0(x_1) = \begin{cases} \|x_1, C_1^0\| & x_1 \in \text{outside}(C_1^0) \\ -\|x_1, C_1^0\| & \text{其它} \end{cases}$$

$\text{outside}(C_1^0)$ 表示第一感兴趣区域 ROI1 中初始颈动脉血管外轮廓 C_1^0 以外的像素区域, x_1 为第一感兴趣区域 ROI1 中的像素点, $\| \quad \|$ 为求欧式距离;

(2.3.4) 计算 $\phi_1^t(x_1)$;

$$\begin{aligned} \phi_1^t(x_1) = & \phi_1^{t-1}(x_1) - \rho_1 \cdot \delta(\phi_1^{t-1}(x_1)) \cdot [\ln(\sum_j^M q_{Ai}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)) - \ln(\sum_j^M q_{Ae}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j))] \\ & + \lambda_1 \cdot \delta(\phi_1^{t-1}(x_1)) \cdot \text{div}\left(\frac{\nabla \phi_1^{t-1}(x_1)}{|\nabla \phi_1^{t-1}(x_1)|}\right) \end{aligned} \quad \text{其}$$

中, $\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x = 0 \\ 0, & \text{若 } |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\varepsilon})], & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$, λ_1 为 E_{s_1} 所占的权重, E_{s_1} 为限制曲线长度的能量, 0

$< \varepsilon < 0.001$, ρ_1 为 E_{pdf_1} 的权重, E_{pdf_1} 为水平集区域信息能量项, $\rho_1 > 0$, $\lambda_1 > 0$, $q_{Ai}(j)$ 和 $q_{Ae}(j)$ 分别为前一次迭代演化轮廓 C_1^{t-1} 的内、外区域中第 j 项单项分布的权重, $G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)$ 为参数为 K_j, θ_j 的第 j 项单项分布函数, I_{x_1} 为像素点 x_1 的灰度值;

(2.3.5) 计算本次迭代演化外轮廓

$$C_1^t = \{x_1 | \phi_1^t(x_1) = 0\}$$

(2.3.6) 若本次迭代演化外轮廓 C_1^t 与前一次迭代得到的演化外轮廓 C_1^{t-1} 相同或者 t 达到迭代次数上限, 则本次迭代得到的演化轮廓即为颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} , 迭代结束; 否则, $t = t+1$, 返回步骤 (2.3.4);

(2.4) 在当前帧图像中将颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 围成的区域作为第二感兴趣区域 ROI2;

(2.5) 在第二感兴趣区域 ROI2 中检测颈动脉血管内轮廓 C_{LIB} ;

(2.5.1) 利用形态学腐蚀法将颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 内推, 将内推得到的轮廓线作为初始颈动脉血管内轮廓 C_2^0 ;

(2.5.2) 初始化迭代次数 $t' = 1$ 以及符号距离函数

$$\phi_2^0(x_2) = \begin{cases} \|x_2, C_2^0\| & x_2 \in \text{outside}(C_2^0) \\ -\|x_2, C_2^0\| & \text{其它} \end{cases}$$

$\text{outside}(C_2^0)$ 表示第二感兴趣区域 ROI2 中初始颈动脉血管内轮廓 C_2^0 以外的像素区域,

x_2 为第二感兴趣区域 ROI2 中的像素点；

(2.5.3) 计算 $\phi_2'(x_2)$ ；

$$\begin{aligned} \phi_2'(x_2) = & \phi_2^{t'-1}(x_2) - \rho_2 \cdot \delta(\phi_2^{t'-1}(x_2)) \cdot [\ln(\sum_j^M q_{Li}(j) \cdot G(I_{x_2} | K_j, \theta_j)) - \ln(\sum_j^M q_{Le}(j) \cdot G(I_{x_2} | K_j, \theta_j))] \\ & + \lambda_2 \cdot \delta(\phi_2^{t'-1}(x_2)) \cdot \text{div}(\frac{\nabla \phi_2^{t'-1}(x_2)}{|\nabla \phi_2^{t'-1}(x_2)|}) + \beta_2 \cdot \delta(\phi_2^{t'-1}(x_2)) \cdot B_T(x_2) \end{aligned}$$

其中, $q_{Li}(j)$ 和 $q_{Le}(j)$ 分别为前一次演化轮廓 $C_2^{t'-1}$ 的内、外区域中第 j 项单项分布的权重, $G(I_{x_2} | K_j, \theta_j)$ 为参数为 K_j, θ_j 的第 j 项单项分布函数, I_{x_2} 为像素点 x_2 的灰度值,

$$B_T(x_2) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \min_y D(x_2, y) < d_T \\ 0, & \text{其它} \end{cases},$$

$D(x_2, y)$ 为 LIB 演化轮廓上的点 x_2 与 MAB 最终轮廓上的点 y 之间的欧氏距离, d_T 为 MAB 和 LIB 之间相隔的最小距离；

定义 LIB 分割的水平集能量为: $E_{\phi_2} = \rho_2 \cdot E_{pdf_2} + \lambda_2 \cdot E_{s_2} + \beta_2 \cdot E_T$, 其中 E_{pdf_2} 为结合灰度概率密度分布的区域信息能量项, 用以估计图像每一点属于目标和背景的概率, E_{s_2} 为曲率项, 用以控制曲线的光滑性, E_T 为 MAB 与 LIB 之间的距离保持项; $\rho_2, \lambda_2, \beta_2$ 分别为所述三项能量 E_{pdf_2} 、 E_{s_2} 和 E_T 的权重, $\beta_2 > 5$ ；

(2.5.4) 计算本次迭代演化内轮廓

$$C_2^t = \{x_2 | \phi_2'(x_2) = 0\}$$

(2.5.5) 若本次迭代演化内轮廓 C_2^t 与前一次迭代得到的演化内轮廓 $C_2^{t'-1}$ 相同或者达到迭代次数上限, 则本次迭代得到的演化轮廓为颈动脉血管内轮廓 C_{LIB} , 迭代结束; 否则, $t' = t' + 1$, 返回步骤 (2.5.3)；

(2.6) 跟踪确定下一帧图像的备用基准轮廓：

(2.6.1) 在当前帧图像中, 通过形态学膨胀法将颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 外推, 将外推得到的闭合轮廓线与 C_{MAB} 构成的区域作为跟踪区域 Ω' ；

(2.6.2) 在下一帧图像中搜索使得灰度差异和 $S = \sum_{\Omega'} \Delta I^2$ 最小的像素点集 (x_4, y_4) , 其中 $\Delta I^2 = [I(x_3, y_3) - J(x_4, y_4)]^2$, $I(x_3, y_3)$ 为当前帧图像的跟踪区域 Ω' 中像素点 (x_3, y_3) 的灰度值, $J(x_4, y_4)$ 为下一帧图像的像素点 (x_4, y_4) 的灰度值；

(2.6.3) 令当前帧图像的跟踪区域中的点 (x_3, y_3) 与下一帧图像的像素点 (x_4, y_4) 的映射关系为 $\begin{pmatrix} x_4 \\ y_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tau_x \\ \tau_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_3 \\ y_3 \end{pmatrix}$, 结合像素点 (x_3, y_3) 与 (x_4, y_4) 求解映射关系中的参数 $\tau = (\tau_x, \tau_y)$ 从而确定映射关系；

(2.6.4) 根据步骤 (2.6.3) 建立的映射关系将当前帧图像的颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 映射为下一帧图像的候选基准轮廓。

3. 根据权利要求 2 所述的超声颈动脉斑块自动分割方法, 其特征在于, 所述混合分布为混合 gamma 分布或混合 gauss 分布或混合 rayleigh 分布。

超声颈动脉斑块自动分割方法

技术领域

[0001] 本发明属于计算机技术与医学图像的交叉领域,具体涉及到一种超声图像中颈动脉血管横截面方向上斑块的自动分割方法。

背景技术

[0002] 根据世界卫生组织统计的数据,每年心血管疾病导致的死亡人数约占全世界死亡总人数的三分之一,颈动脉粥样硬化与心脑血管疾病密切相关。与传统的内中膜厚度(Intima-Media Thickness, IMT)度量指标相比,斑块总体积(Total Plaque Volume, TPV)、斑块面积(Total Plaque Area, TPA)以及斑块成分分析等指标更能准确直观地反映动脉粥样硬化状况,成为近年来预测心脑血管疾病风险的重要指标之一。

[0003] 在超声颈动脉横截面图像上,颈动脉血管腔表现为低回声的均质区域,外膜表现为高回声的非均质带状区域,血管腔和外膜之间为血管内膜、中膜以及存在的斑块。图 1 显示了超声成像下的颈动脉横截面及其结构示意图。图 1 中实心点围成的轮廓是颈动脉血管腔与内膜边界(一般简称为内膜边界),其内部较为均匀的黑色低回声部分是血管腔(lumen);十字形点围成的闭合轮廓线是颈动脉血管外膜与中膜边界(一般简称为外膜边界),其外部包含高回声的不均匀的区域是颈动脉外膜,内膜边界与外膜边界间区域包括回声较低的健康内膜、中膜以及回声不均匀且相对较高的斑块;图中实线所围成的区域即为斑块,其内部灰度分布不均匀,且与周围的灰度特性相近,不易区分。

[0004] 传统斑块边界的获得主要是通过操作者(医生)肉眼观察手工勾勒的方法。其主要缺陷在于它很大程度上取决于操作者的主观判断及操作经验,因此在不同操作者对同一个目标边界的判断,甚至同一个操作者在不同的时间点对同一目标边界的判断也会有差异。此外,手工勾勒边界非常耗时,当一幅超声颈动脉图像上存在多个斑块时,经验丰富的操作者勾勒出斑块边界大致需要 2~3 分钟,无法满足临床病例分析的需求。

[0005] 现有的斑块分割方法大多应用在核磁共振(Magnetic Resonance, MR)图像、血管内超声(Intra-vascular Ultrasound, IVUS)图像、超声 RF (Radio Frequency) 图像和 CT 血管造影(CT Angiography, CTA)图像中。斑块分割算法主要分为两类,聚类方法(如 Mahdi Mazinani et al., Automatic Segmentation of Soft Plaque by Modeling the Partial Volume Problem in the Coronary Arterv, 2010 Fourth International Conference on Digital Society; Francois Destremes et al., Segmentation of Plaques in Sequences of Ultrasonic B-Mode Images of Carotid Arteries Based on Motion Estimation and a Bayesian Model, IEEE Trans. Biomed. Eng. 2011. 58(8):p. 2202-2211;) 和几何活动轮廓模型方法(如 Oliver Gloger et al., A three-stepped coordinated level set segmentation method for identifying atherosclerotic plaques on MR-images, Commun. Numer. Meth. Engng 2009. 25:p. 615-638; Shawn Lankton et al., Soft Plaque Detection and Automatic Vessel Segmentation, MICCAI 2009)。聚类算法以相似性为基础,其方法是通过灰度或其他特征,由初始聚类中心开始,寻找具有较高相似度的

同一类对象,从而得到最终斑块轮廓。这种算法存在对聚类中心敏感、不适用于混合斑块分割的问题。几何活动轮廓模型方法是将灰度、位置等信息构成使轮廓变化的能量项,从而找到准确的目标轮廓。上述两篇文章,都是在分割得到内外膜轮廓后,将其向内收缩一定距离作为初始轮廓,然后演化得到精确的分割结果,但都只考虑灰度特征对混合斑块的分割,具有局限性,不能获得理想的结果。上述所有分割方法是针对核磁共振图像、CT 图像和血管内超声图像,至今还没有任何关于 B 超颈动脉图像中斑块分割方法的报道。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种普通超声图像中基于血管膜分割的颈动脉斑块的自动分割方法,能够有效分割出颈动脉斑块,为颈动脉粥样硬化的病变观察和药物治疗提供分析参数。

[0007] 本发明提供一种超声颈动脉斑块自动分割方法,包括以下步骤:

[0008] (1) 从颈动脉三维超声体数据提取当前帧图像;

[0009] (2) 对当前帧图像分割得到内、外膜轮廓;

[0010] (3) 从当前帧图提取包含内、外膜轮廓的斑块感兴趣区域 ROI,感兴趣区域 ROI 的中心点与内膜轮廓的中心点相同;

[0011] (4) 在斑块感兴趣区域 ROI 检测初始斑块外边界 C^0 ;

[0012] (4.1) 以斑块感兴趣区域 ROI 的中心点为原点,将斑块感兴趣区域 ROI 从直角坐标系转换到极坐标系;

[0013] (4.2) 对极坐标系下的斑块感兴趣区域 ROI 中每列上位于内外膜间的像素点灰度值进行曲线拟合,并在拟合得到的曲线上检测极小值,从极小值对应的像素点中选取离外膜轮廓最近的像素点;

[0014] (4.3) 将步骤(4.2)选取的离外膜轮廓最近的像素点从极坐标系转换到直角坐标系,并连线形成初始斑块外边界 C^0 ;

[0015] (5) 依据初始斑块外轮廓线 C^0 进行水平集演化得到斑块区域;

[0016] (5.1) 初始化迭代次数 $z=1$ 以及符号距离函数

[0017]

$$\phi^0(x) = \begin{cases} \|x, C^0\| & x \in \text{outside}(C^0) \\ -\|x, C^0\| & \text{其它} \end{cases}$$

[0018] $\text{outside}(C^0)$ 表示斑块感兴趣区域 ROI 中初始斑块外边界以外的像素区域, x 为斑块感兴趣区域 ROI 的像素点, $\| \quad \|$ 为求欧式距离;

[0019] (5.2) 计算 $\phi^z(x)$;

[0020]

$$\begin{aligned} \phi^z(x) = & \phi^{z-1}(x) + \delta(\phi^{z-1}(x)) \cdot \{ \lambda_s \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi^{z-1}(x)}{|\nabla \phi^{z-1}(x)|} \right) + \lambda_f \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) \delta(\phi^{z-1}(\hat{x})) [(I(\hat{x}) - u_+)^2 - (I(\hat{x}) - v_+)^2] d\hat{x} + \\ & \lambda_g \cdot \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N [(u_0^i(x) - c_+^i)^2 - (u_0^i(x) - c_-^i)^2] + \lambda_a \cdot B_a(x) \} \end{aligned}$$

[0021] 其中,

[0022]

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x=0 \\ 0, & \text{若 } |x| > \varepsilon, \quad 0 < \varepsilon < 0.001; \\ \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\varepsilon})], & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$$

[0023] 半径为 r_1 的圆形邻域 $B_L(x, \hat{x}) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \|x - \hat{x}\| < r_L \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, \hat{x} 为斑块感兴趣区域 ROI 的像素点, $2 \leq r_L \leq 20$;

[0024] λ_s 、 λ_l 、 λ_g 、 λ_d 分别为限制曲线长度能量、局部 Chan-Vese 能量、Gabor 滤波器能量、距离限制能量的权重;

[0025] $I()$ 为像素灰度;

[0026] $u_x = \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) H(\phi(\hat{x})) I(\hat{x}) d\hat{x} / \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) H(\phi(\hat{x})) d\hat{x}$;

[0027] $v_x = \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) (1 - H(\phi(\hat{x}))) I(\hat{x}) d\hat{x} / \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) (1 - H(\phi(\hat{x}))) d\hat{x}$;

[0028] Ω 为斑块感兴趣区域 ROI;

[0029]

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{若 } x < -\varepsilon \\ 0 & \text{若 } x > \varepsilon \\ \frac{1}{2} [1 + \frac{x}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin(\frac{\pi x}{\varepsilon})] & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$$

[0030] N 为 Gabor 滤波器的个数;

[0031] u_i^d 为斑块感兴趣区域 ROI 经过第 i 个 Gabor 滤波器滤波后的输出;

[0032] c_i^d 为位于内外膜之间且位于上一次迭代演化轮廓 C^{z-1} 内部的像素点经过第 i 个 Gabor 滤波得到的响应均值;

[0033] c_i^e 为位于内外膜之间且位于上一次迭代演化轮廓 C^{z-1} 外部的像素点经过第 i 个 Gabor 滤波得到的响应均值;

[0034] $B_d(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \|x, C_{MAB}\| < d \\ F \cdot (\|x, C_{MAB}\| - msd), & \text{若 } \|x, C_{MAB}\| > msd, \text{ msd 为外膜轮廓 } C_{MAB} \text{ 和内膜轮廓 } C_{LIB} \text{ 之间的欧式距离, } d \text{ 为内外膜轮廓间的最小距离。} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$

[0035] (5.3) 计算本次迭代演化轮廓 $C^z = \{x | \phi^z(x) = 0\}$;

[0036] (5.4) 若本次迭代演化轮廓 C^z 与前一次迭代得到的演化轮廓 C^{z-1} 相同或者 z 达到迭代次数上限, 则本次迭代得到的演化轮廓即为最终斑块外边界 C_{plaque} , 进入步骤(5.5); 否则, $z = z + 1$, 返回步骤(5.2);

[0037] (5.5) 最终斑块演化轮廓 C_{plaque} 与内膜轮廓 C_{LIB} 间区域即为斑块区域。

[0038] 按上述方案, 所述步骤(2) 具体为:

[0039] (2.1) 若当前帧图像为颈动脉三维超声体数据的第一帧图像, 则在当前帧图像上选择明显位于血管外轮廓上的像素点集作为基准点, 通过基准点间插值形成闭合曲线, 将

其作为当前帧的基准轮廓；否则，将上一帧得到的备用基准轮廓作为当前帧的基准轮廓；

[0040] (2.2) 利用形态学膨胀法将基准轮廓外推形成第一感兴趣区域 ROI1；

[0041] (2.3) 在第一感兴趣区域 ROI1 中检测颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} ；

[0042] (2.3.1) 在当前帧图像中提取包含第一感兴趣区域 ROI1 的矩形窗口图像，将其转化到极坐标图像，在极坐标图像上每隔相同角度在径向方向靠近基准轮廓的像素点中搜索梯度值最大者作为初始轮廓点，将初始轮廓点转化到直角坐标系并连线形成初始颈动脉血管外轮廓 C_1^0 ；

[0043] (2.3.2) 利用混合分布估计第一感兴趣区域 ROI1 的灰度概率密度分布，从而得到混合分布的 shape 参数 K_j 和 scale 参数 θ_j , $j=1, \dots, M$, M 为混合分布中单项分布的类别数；

[0044] (2.3.3) 初始化迭代次数 $t = 1$ 以及符号距离函数

[0045]

$$\phi_1^0(x_1) = \begin{cases} \|x_1, C_1^0\| & x_1 \in \text{outside}(C_1^0) \\ -\|x_1, C_1^0\| & \text{其它} \end{cases}$$

[0046] $\text{outside}(C_1^0)$ 表示第一感兴趣区域 ROI1 中初始颈动脉血管外轮廓 C_1^0 以外的像素区域， x_1 为第一感兴趣区域 ROI1 中的像素点， $\| \quad \|$ 为求欧式距离；

[0047] (2.3.4) 计算 $\phi_1^t(x_1)$ ；

[0048]

$$\begin{aligned} \phi_1^t(x_1) = & \phi_1^{t-1}(x_1) - \rho_1 \cdot \delta(\phi_1^{t-1}(x_1)) \cdot [\ln(\sum_j^M q_{Ai}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)) - \ln(\sum_j^M q_{Ae}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j))] \\ & + \lambda_1 \cdot \delta(\phi_1^{t-1}(x_1)) \cdot \text{div}\left(\frac{\nabla \phi_1^{t-1}(x_1)}{|\nabla \phi_1^{t-1}(x_1)|}\right) \end{aligned}$$

[0049] 其中， $\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x = 0 \\ 0, & \text{若 } |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\varepsilon})], & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$ ，这里 $0 < \varepsilon < 0.001$, $\rho_1 > 0$, $\lambda_1 > 0$, $q_{Ai}(j)$

和 $q_{Ae}(j)$ 分别为前一次迭代演化轮廓 C_1^{t-1} 的内、外区域中第 j 项单项分布的权重， $G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)$ 为参数为 K_j , θ_j 的第 j 项单项分布函数， I_{x_1} 为像素点 x_1 的灰度值；

[0050] (2.3.5) 计算本次迭代演化外轮廓

[0051] $C_1^t = \{x_1 | \phi_1^t(x_1) = 0\}$

[0052] (2.3.6) 若本次迭代演化外轮廓 C_1^t 与前一次迭代得到的演化外轮廓 C_1^{t-1} 相同或者 t 达到迭代次数上限，则本次迭代得到的演化轮廓即为颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} ，迭代结束；否则， $t=t+1$ ，返回步骤(2.3.4)；

[0053] (2.4) 在当前帧图像中将颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 围成的区域作为第二感兴趣区域 ROI2；

[0054] (2.5) 在第二感兴趣区域 ROI2 中检测颈动脉血管内轮廓 C_{LIB} ；

[0055] (2.5.1) 利用形态学腐蚀法将颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 内推，将内推得到的轮廓线

作为初始颈动脉血管内轮廓 C_2^0 ;

[0056] (2.5.2) 初始化迭代次数 $t' = 1$ 以及符号距离函数

[0057]

$$\phi_2^0(x_2) = \begin{cases} \|x_2, C_2^0\| & x_2 \in \text{outside}(C_2^0) \\ -\|x_2, C_2^0\| & \text{其它} \end{cases}$$

[0058] $\text{outside}(C_2^0)$ 表示第二感兴趣区域 ROI2 中初始颈动脉血管内轮廓 C_2^0 以外的像素区域, x_2 为第二感兴趣区域 ROI2 中的像素点;

[0059] (2.5.3) 计算 $\phi_2^t(x_2)$;

[0060]

$$\begin{aligned} \phi_2^t(x_2) = & \phi_2^{t-1}(x_2) - \rho_2 \cdot \delta(\phi_2^{t-1}(x_2)) \cdot [\ln(\sum_j^M q_{Li}(j) \cdot G(I_{x_2} | K_j, \theta_j)) - \ln(\sum_j^M q_{Le}(j) \cdot G(I_{x_2} | K_j, \theta_j))] \\ & + \lambda_2 \cdot \delta(\phi_2^{t-1}(x_2)) \cdot \text{div}\left(\frac{\nabla \phi_2^{t-1}(x_2)}{|\nabla \phi_2^{t-1}(x_2)|}\right) + \beta_2 \cdot \delta(\phi_2^{t-1}(x_2)) \cdot B_T(x_2) \end{aligned}$$

[0061] 其中, $\rho_2 > 0$, $\lambda_2 > 0$, $\beta_2 > 0$, $q_{Li}(j)$ 和 $q_{Le}(j)$ 分别为前一次演化轮廓 C_2^{t-1} 的内、外区域中第 j 项单项分布的权重, $G(I_{x_2} | K_j, \theta_j)$ 为参数为 K_j, θ_j 的第 j 项单项分布函数, I_{x_2} 为像素点 x_2 的灰度值;

[0062] (2.5.4) 计算本次迭代演化内轮廓

[0063] $C_2^t = \{x_2 | \phi_2^t(x_2) = 0\}$

[0064] (2.5.5) 若本次迭代演化内轮廓 C_2^t 与前一次迭代得到的演化内轮廓 C_2^{t-1} 相同或者达到迭代次数上限, 则本次迭代得到的演化轮廓为颈动脉血管内轮廓 C_{LIB} , 迭代结束; 否则, $t' = t' + 1$, 返回步骤(2.5.3);

[0065] (2.6) 跟踪确定下一帧图像的备用基准轮廓:

[0066] (2.6.1) 在当前帧图像中, 通过形态学膨胀法将颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 外推, 将外推得到的闭合轮廓线与 C_{MAB} 构成的区域作为跟踪区域 Ω' ;

[0067] (2.6.2) 在下一帧图像中搜索使得灰度差异和 $S = \sum_{\Omega'} \Delta I^2$ 最小的像素点集 (x_4, y_4) , 其中 $\Delta I^2 = [I(x_3, y_3) - J(x_4, y_4)]^2$, $I(x_3, y_3)$ 为当前帧图像的跟踪区域 Ω' 中像素点 (x_3, y_3) 的灰度值, $J(x_4, y_4)$ 为下一帧图像的像素点 (x_4, y_4) 的灰度值;

[0068] (2.6.3) 令当前帧图像的跟踪区域中的点 (x_3, y_3) 与下一帧图像的像素点 (x_4, y_4)

的映射关系为 $\begin{pmatrix} x_4 \\ y_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tau_x \\ \tau_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_3 \\ y_3 \end{pmatrix}$, 结合像素点 (x_3, y_3) 与 (x_4, y_4) 求解映射关系中的参数

$\tau = (\tau_x, \tau_y)$ 从而确定映射关系;

[0069] (2.6.4) 根据步骤(2.6.3)建立的映射关系将当前帧图像的颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 映射为下一帧图像的候选基准轮廓。

[0070] 按所述方案, 步骤(2.3.2)中混合分布为混合 gamma 分布或混合 gauss 分布或混合 rayleigh 分布。

[0071] 本发明提供的超声图像中颈动脉斑块的自动分割算法有以下几个创新点: 1. 利用血管内、外膜作为先验实现了颈动脉斑块的全自动分割; 2. 利用斑块和外膜部分比健康

的中膜组织灰度值高的特点,在内外膜之间找到极小值点以确定斑块初始外轮廓;3. 根据斑块与内外膜相对位置的先验信息设计水平集的距离限制项,保证了检测出的斑块位置的合理性;4. 利用 Gabor 滤波器得到的特征来设计水平集中的全局项,克服了只用灰度值来分割的局限性。

[0072] 本发明提供的超声图像中颈动脉斑块的计算机自动分割算法能够达到以下目标:(1)能有效应对超声图像中存在的噪声及弱边界情况;(2)能精确分割出血管斑块;(3)能较大幅度地减少医生的工作量;(4)基于本方法得到的度量指标能够提供准确有效的信息,有利于医生分析病变程度及治疗效果。

附图说明

[0073] 图 1 为一幅颈动脉二维超声图像。

[0074] 图 2 为利用内外膜轮廓得到斑块分割的 ROI 图像。

[0075] 图 3 为用于斑块分割的 ROI 图像经过坐标转换的极坐标图像。

[0076] 图 4 为极坐标图像中初始斑块外轮廓的检测结果示意图。

[0077] 图 5 为内外膜围成的 mask 区域示意图。

[0078] 图 6 为实施例 1 中斑块自动分割得到的精确轮廓结果示意图。

[0079] 图 7 为本发明方法整体流程图。

[0080] 图 8 为本发明血管分割方法流程图。

[0081] 图 9 为颈动脉三维超声体数据中提取的当前帧图像。

[0082] 图 10 为本发明血管自动跟踪过程示意图,图 10 (a) 为当前帧颈动脉图像,图 10 (b) 为下一帧图像。

[0083] 图 11 (a) 为包含 ROI 曲线在内的矩形窗图像,图 11 (b) 为图 11 (a) 经过 stick filter 得到的图像。

[0084] 图 12 为图 11 (b) 经极坐标转换得到的极坐标图。

[0085] 图 13 (a) 为 MAB 初始轮廓示意图,图 13 (b) 为包含 MAB 分割区域和 MAB 初始轮廓的矩形窗示意图,图 13 (c) 为水平集演化得到的最终的 MAB 轮廓与手工勾勒的金标准比较的结果示意图,图 13 (d) 为包含 LIB 分割区域和 LIB 初始轮廓的矩形窗示意图,图 13 (e) 为水平集演化得到的最终的 LIB 轮廓(“-”连线)与手工勾勒的金标准(虚线)比较的结果示意图。

[0086] 图 14 为最大期望算法估计感兴趣区域 1 内灰度概率密度分布示意图。

具体实施方式

[0087] 下面结合附图和实施例对本发明做进一步的详细描述。

[0088] 本发明提供的超声图像中斑块的自动分割算法,其实施步骤如下:

[0089] 1 从颈动脉三维超声体数据提取当前帧图像,并读取图像对应的横、纵方向上单位像素的分辨率 ρ_x 和 ρ_y , ρ_x 为水平方向 1mm 对应的像素个数, ρ_y 为垂直方向上 1mm 对应的像素个数。

[0090] 2 对当前帧图像分割得到内外膜轮廓。

[0091] 3 依据内外膜轮廓提取斑块分割的感兴趣区域(ROI),以减少后述分割步骤的计

算开销,如图 2 所示,其中“+”点为 ROI 的中心点,“-”线为步骤 2 中得到的内膜轮廓,“.”线为步骤 2 中得到的外膜轮廓,白色矩形框内的区域为 ROI 图像域;

[0092] 3.1 计算内膜轮廓围成区域的几何中心坐标 (x_0, y_0) ,见图 2 中“+”点;

[0093] 3.2 比较外膜的最大、最小横坐标与内膜中心横坐标的差值以及外膜最大、最小纵坐标与内膜中心纵坐标的差值获得最大差值 L , $L = \max(|\min x - x_0|, |\max x - x_0|, |\min y - y_0|, |\max y - y_0|)$,其中 $\max x, \min x, \max y, \min y$ 分别为血管外膜的最大、最小横坐标和外膜最大、最小纵坐标。裁剪原图像得到矩形 ROI 区域,其横坐标范围为 $(x_0 - L - a, x_0 + L + a)$,纵坐标范围为 $(y_0 - L - a, y_0 + L + a)$,中心坐标为 (x_0, y_0) ,其中 a 为 ROI 比恰好能包含外膜的最小矩形多出的像素余量,一般取 $1 \sim 20$ 个像素。若 ROI 区域坐标超过图像区域,则以图像区域作为界限,得到的 ROI 图像如图 2 所示。

[0094] 4 在 ROI 图像中自动检测得到初始斑块外轮廓线,其步骤包括:

[0095] 4.1 极坐标转换:

[0096] 利用步骤 3.1 中提供的中心点 (x_0, y_0) 将 ROI 图像进行极坐标转换,并将内外膜轮廓点进行相应的极坐标转换,如图 3 所示,图中上下两条“.”线分别表示坐标转换后的血管内膜和外膜的轮廓;

[0097] 4.2 寻找径向极小值点与滤波:

[0098] 将 4.1 中得到的极坐标图像中每列内外膜间的像素值进行曲线拟合,此实例中采用 5 阶多项式拟合,并在拟合得到的曲线上检测极小值,从极小值对应的像素点中选取离外膜轮廓最近的像素点。图 4 (a)显示了其中一列上灰度值曲线拟合以及极小值检测的过程,图中“.”为离散像素点,实线是经过拟合后的曲线,空心点为在拟合的曲线上检测的具有灰度极小值且离对应外膜轮廓点最近的点。

[0099] 按照图 4 (a)所示的方法在分别每列内外膜间找到相应的极小值坐标,得到一系列离散的点,见图 4 (b),图中“.”点为检测的极小值点。作为优化,对这些点的纵坐标进行中值滤波以保持坐标点之间的连续性,滤波后结果见图 4 (b)中的实线。

[0100] 4.3 将 4.2 中得到的滤波后线段坐标转换到直角坐标系中,并将这些点围成的闭合曲线作为初始斑块外边界 C^0 。

[0101] 5 利用步骤 4 检测得到的初始斑块外边界 C^0 进行水平集演化最终得到斑块轮廓,包括以下步骤:

[0102] 5.1 水平集初始化:

[0103] 利用初始斑块外边界 C^0 将 ROI 图像域上的水平集函数初始定义为符号距离函数:

$$\phi^0(x) = \begin{cases} \|x, C^0\| & x \in \text{outside}(C^0) \\ -\|x, C^0\| & \text{其它} \end{cases}$$

[0104] $\text{outside}(C^0)$ 表示斑块感兴趣区域 ROI 中初始斑块外边界以外的像素区域, x 为斑块感兴趣区域 ROI 的像素点, $\| \quad \|$ 为求欧式距离;

[0105] 5.2 水平集演化:

[0106] 能量泛函定义为: $E_\phi = \lambda_s \cdot E_s + \lambda_1 \cdot E_1 + \lambda_g \cdot E_g + \lambda_d \cdot E_d$

[0107] 其中, $\lambda_s, \lambda_1, \lambda_g, \lambda_d$ 分别为能量 E_s, E_1, E_g, E_d 所占的权重。

[0108] $E_s = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x))| dx$ 为限制曲线长度的能量,保证演化曲线的光滑性, λ_s 越大,曲

线越平滑。其中, $H(x) = \begin{cases} 1 & \text{若 } x < -\varepsilon \\ 0 & \text{若 } x > \varepsilon \\ \frac{1}{2}[1 + \frac{x}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin(\frac{\pi x}{\varepsilon})] & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$ 为正则化的 Heaviside 函

数, $0 < \varepsilon < 0.001$, Ω 为斑块感兴趣区域 ROI。

[0109] $E_l = \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) [H(\phi(\hat{x}))(I(\hat{x}) - u_x)^2 + (1 - H(\phi(\hat{x}))(I(\hat{x}) - v_x)^2] d\hat{x} dx$ 为局部 Chan-Vese 的能量, 其作用是使曲线内外在一定邻域内灰度统计特征差异尽可能大。其中,

$\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x = 0 \\ 0, & \text{若 } |x| > \varepsilon \text{ 为正则化的 Dirac 函数,} \\ \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\varepsilon})], & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$ $B_L(x, \hat{x}) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \|x - \hat{x}\| < r_L \text{ 定义} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$

一个半径为 r_L 的圆形邻域, $I()$ 为像素灰度值。

[0110] $u_x = \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) H(\phi(\hat{x})) I(\hat{x}) d\hat{x} / \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) H(\phi(\hat{x})) d\hat{x}$ 为像素点 x 邻域范围内位于迭代演化轮廓 C 内部的像素点的灰度均值。

[0111] $v_x = \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) (1 - H(\phi(\hat{x}))) I(\hat{x}) d\hat{x} / \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) (1 - H(\phi(\hat{x}))) d\hat{x}$ 为像素点 x 邻域范围内位于迭代演化轮廓 C 外部的像素点的灰度均值, 上述两式中 \hat{x} 为 ROI 区域的像素点。

[0112] $E_g = \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) \int_{mask} \frac{1}{N} [H(\phi(\hat{x})) \sum_{i=1}^N |u_0^i(x_3) - c_+^i|^2 + (1 - H(\phi(\hat{x}))) \sum_{i=1}^N |u_0^i(x) - c_-^i|^2] dx$ 为

Gabor 滤波器能量, 表示对于外膜轮廓 C_{MAB} 和内膜轮廓 C_{LIB} 围成的环状区域内的像素点, 曲线内外两侧经过 Gabor 滤波后特征统计值的差异, C_{MAB} 与 C_{LIB} 围成的 mask 区域如图 5 所示。其中, N 指 Gabor 滤波器组中滤波器的个数, $u_0^i (i = 1, 2 \dots N)$ 为 ROI 图像经过 Gabor 第 i 个滤波器滤波后的输出。

[0113] $c_+^i = \int_{mask} H(\phi(x)) u_0^i dx / \int_{mask} H(\phi(x)) dx$ 为 mask 区域中且位于迭代演化轮廓 C 内部的像素点经过第 i 个 Gabor 滤波得到的响应均值。

[0114] $c_-^i = \int_{mask} (1 - H(\phi(x))) u_0^i dx / \int_{mask} (1 - H(\phi(x))) dx$ 为 mask 区域中且位于迭代演化轮廓 C 外部的像素点经过第 i 个 Gabor 滤波得到的响应均值。

[0115] $E_d = \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) \cdot B_d(x) dx$ 为距离限制能量, 起到限制曲线与外膜轮廓 C_{MAB} 的距

离的作用。其中, $B_d(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \|x, C_{MAB}\| < d \\ F \cdot (\|x, C_{MAB}\| - msd), & \text{若 } \|x, C_{MAB}\| > msd \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$,

[0116] $msd = \|C_{MAB}, C_{LIB}\|$ 为外膜轮廓 C_{MAB} 和内膜轮廓 C_{LIB} 之间的欧式距离, d 为内外膜间的最小距离, 根据统计值设为 $0.4 \sim 0.5$ mm 之间, 本实例中采用 0.4 mm, 当曲线与外膜距离小于 d 时该项提供收缩力, 而当距离大于 msd 时, 提供与距离成正比的扩张力, F 为扩张力与距离的比例因子, 一般 $0 < F \leq 1$ 。

[0117] 为了得到使得能量 E_{ϕ} 最小的解 ϕ , 采用变分法得到 Euler-Lagrange 方程

$$[0118] \quad \frac{\partial \phi(x)}{\partial t} = -\frac{\partial E_\phi}{\partial \phi(x)}$$

[0119] 计算 $\frac{\partial E_\phi}{\partial \phi(x)}$ 得到水平集 ϕ 演化的偏微分方程：

$$[0120] \quad \frac{\partial \phi(x)}{\partial t} = \delta(\phi(x)) \cdot \{ \lambda_s \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi(x)}{|\nabla \phi(x)|} \right) + \lambda_l \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) \delta(\phi(\hat{x})) [(I(\hat{x}) - u_x)^2 - (I(\hat{x}) - v_x)^2] d\hat{x} + \lambda_g \cdot \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N [(u_0^i(x) - c_+^i)^2 - (u_0^i(x) - c_-^i)^2] + \lambda_d \cdot B_d(x) \}$$

其中，第一项为曲率项，控制曲线的光滑性；第二项为局部 Chan-Vese 项，控制一定邻域内曲线内外的灰度统计值差异；第三项为全局 Gabor 项，使在内外膜围成的 mask 区域内，曲线内外的 Gabor 输出值差异性增大；第四项为距离限制项，保证斑块的外轮廓与外膜的距离控制在合理的范围内。

[0121] 各能量项的权重取值依不同的图像特点变化， $0 < \lambda_s \leq 20$ ， $0 \leq \lambda_l \leq 20$ ， $0 \leq \lambda_g \leq 20$ ， $0 < \lambda_d \leq 10$ ，在本实例中， $\lambda_s=6$ ， $\lambda_l=4$ ， $\lambda_g=2$ ， $\lambda_d=1$ ；

[0122] 局部 Chan-Vese 项的半径 $2 \leq r_l \leq 20$ ，本实例中取 6 个像素；

[0123] Gabor 滤波器组一般选择 4~8 个角度，本例中采用 $0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}$ 四个角度；

[0124] 高斯窗函数 $1 \leq \sigma \leq 20$ ，尺度因子 $1 \leq \text{scale} \leq 5$ ，频率 $\sqrt{2} \leq f \leq 6\sqrt{2}$ ，本实例中 $\sigma = \frac{3\pi}{2}$ ， $\text{scale}=3$ ， $f = \sqrt{2}$ 。

[0125] 不断迭代更新 $\phi(x)$ ：

[0126]

$$\phi^z(x) = \phi^{z-1}(x) + \delta(\phi^{z-1}(x)) \cdot \{ \lambda_s \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi^{z-1}(x)}{|\nabla \phi^{z-1}(x)|} \right) + \lambda_l \int_{\Omega} B_L(x, \hat{x}) \delta(\phi^{z-1}(\hat{x})) [(I(\hat{x}) - u_x)^2 - (I(\hat{x}) - v_x)^2] d\hat{x} + \lambda_g \cdot \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N [(u_0^i(x) - c_+^i)^2 - (u_0^i(x) - c_-^i)^2] + \lambda_d \cdot B_d(x) \}$$

[0127] 依据更新得到的 $\phi^z(x)$ 计算本次迭代的演化轮廓 $C^z = \{x \mid \phi^z(x) = 0\}$ ；

[0128] 本次迭代演化轮廓 C^z 与前一次迭代得到的演化轮廓 C^{z-1} 相同或者 z 达到迭代次数上限，则本次迭代得到的演化轮廓即为最终斑块外边界 C_{plaque} 。

[0129] 本发明斑块外边界演化迭代次数上限一般为 5000 次以上，本实例中迭代次数上限设为 10000 次。

[0130] 5.3 取 5.2 中得到的最终斑块外边界 C_{plaque} 与内膜轮廓 C_{LIB} 之间的区域作为斑块区域，或者对该区域进行形态学开操作得到斑块区域，如图 6 所示。开操作可采用的结构元素有圆盘结构、矩形结构等，本发明实例中采用圆盘结构，圆盘半径取 4。

[0131] 利用上述步骤对三维超声颈动脉体数据中每帧图像进行分割，得到的斑块区域可以通过体积和面积的测量作为粥样硬化测量指标，从而辅助医生进行病理分析和药物治疗效果观察评价，下面对其详细说明：

[0132] 测量指标的分析：

[0133] 根据前面步骤分割得到的每一帧超声图像中颈动脉斑块的轮廓计算以下指标：

[0134] TPA：对体数据中任意一帧颈动脉超声图像，统计其上自动分割得到的斑块轮廓

$C_p(k)$ ($k=1, 2, \dots, N_r$, N_r 为体数据中颈动脉图像的帧数)包围的区域内像素点的个数 $N_p(k)$, 根据像素点个数与面积之间的比例关系 ρ ($\rho = \rho_x \cdot \rho_y$ 为每 mm^2 中像素点的个数) 计算得到这一帧上的斑块面积, 本实施例中 $\rho = 1041$, 对体数据中每一帧图像重复上述操作, 得到每一帧图片上的 TPA;

[0135] TPV: 根据每一帧图片上的斑块面积 $A_p(k)$, ($k=1, 2, \dots, N$, N 为体数据的总帧数), 求得相邻两帧之间空间上的体积(如第 k 帧和第 $k+1$ 帧之间包含的体积 $V_p(k)$, 计算公式为: $V_p(k) = 0.5 * (A_p(k) + A_p(k+1)) * d$, 其中 d 为相邻两帧之间的距离, 本实施例中为 1mm , 将每两帧之间的斑块体积求和, 得到最终的 TPV;

[0136] 本实施例中的指标结果见表 1, 其中 k 为体数据中帧数的序号, $k=1$ 表示离颈动脉分岔处最远的起始帧。

[0137] 表 1 测量指标的分析结果

[0138]

k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
TPA(mm^2)	0	0	0	0	0	12.7	16.1	21.5	20.1	16.3	21.6	8.3
TPV (mm^3)	112.5											

[0139] 所述步骤 2 中内外膜轮廓的分割可采用半自动混合水平集方法(具体实施方法参见 E.Ukwatta, et al, Three-dimensional ultrasound of carotid atherosclerosis: Semi-automated segmentation using a level set-based method, Medical Physics, 2011, 38(5): p. 2479-2493)、边缘检测及形态学处理算法(具体实施方法参见 Xin Yang, Mingyue Ding, et al, Common Carotid Artery Lumen Segmentation in B-mode Ultrasound Transverse View Images, I. J. Image, Graphics and Signal Processing, 2011: p. 15-21)等, 本发明提供一种如下的分割方法:

[0140] (1) 确定基准轮廓:

[0141] 若当前帧图像为的第一帧图像, 则凭经验判断出外轮廓的大致位置, 并勾取几个比较明显的位于血管外轮廓上的基准点, 再通过插值的方法形成一条闭合曲线作为基准轮廓, 如图 9 中虚线构成的轮廓所示; 否则, 将上一帧得到的备用基准轮廓作为当前帧的基准轮廓;

[0142] (2) 利用形态学膨胀法将基准轮廓外推形成第一感兴趣区域 ROI1;

[0143] 将基准轮廓利用形态学膨胀方法向外推移一定距离, 可取 10 到 20 个像素, 本实施例中为 10 个像素, 形成感兴趣区域 1 (ROI1), 见图 9 中的实心闭合轮廓线;

[0144] (3) 在第一感兴趣区域 ROI1 中检测颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} ;

[0145] (3.1) 在感兴趣区域 1 (ROI1) 中检测 MAB 的初始轮廓线 C_i^0 ;

[0146] 本步骤的技术思路是: 在当前帧图像中提取包含第一感兴趣区域 ROI1 的矩形窗口图像, 将其转化到极坐标图像, 在极坐标图像上每隔相同角度在径向上靠近基准轮廓的像素点中搜索梯度值最大者作为初始轮廓点。所述间隔角度可任意选取, 一般选 5 到 20 度; 在搜索中可将搜索范围定为与基准轮廓间隔 $2 \sim 10$ 个像素距离的像素点集。具体过程如下:

[0147] (3.1.1) 计算 ROI1 区域的几何中心坐标, 自动生成包含 ROI1 在内的矩形窗口图

像,如图 11 (a) 所示,图上的轮廓为经过坐标转化后显示在矩形窗口图像中的 ROI1 的边界;

[0148] (3.1.2) 作为优化,对矩形窗口图像进行滤波,以消除部分噪声和增强颈动脉血管与周围组织的对比度,如图 11 (b)。此处可采用滤波的方法有:棒滤波(stick filter)、双边滤波(bilateral filter)、各向异性扩散滤波(SRAD filter)等,本实例采用棒滤波,其具体实现方法参见 S. D. Pathak, V. Chalana, D. R. Haynor, and Y. Kim, "Edge-guided boundary delineation in prostate ultrasound images," IEEE Trans. Med Imaging 2000, 19(12), 1211 - 1219;

[0149] (3.1.3) 将矩形窗口图像转化为极坐标图像,将极坐标图像沿径向均匀划分为 N 个区间,见图 12 (a), N 的取值在 18 至 72 之间,在本实施例中 N 取 24;取图像 12 (a) 中每个区间径向上的中线,计算每条中线上梯度值最大的像素点,标记为“+”,如图 12 (b) 所示。每个标记点的坐标表示为 $\{M_i | r_i, \theta_i = (i-0.5)*2/N, i = 1, 2, \dots, N\}$,将这些点作为极坐标图上外轮廓 MAB 的初始轮廓点;

[0150] (3.1.4) 将步骤(3.1.3)中的标记点从极坐标还原到直角坐标系中,平移后得到在原图中的坐标位置,并用细线依次连接起来,形成 MAB 的初始轮廓 C_1^0 ,如图 13 (a) 所示;

[0151] (3.2) 利用混合分布估计第一感兴趣区域 ROI1 的灰度概率密度分布,从而得到混合分布的 shape 参数 K_j 和 scale 参数 $\theta_j, j=1, \dots, M, M$ 为混合分布中单项分布的类别数;

[0152] 本发明采用图像的灰度概率密度分布作为水平集模型的特征,估计感兴趣区域 1 (ROI1) 的灰度概率密度分布。本发明将超声图像的灰度概率密度分布近似估计为混合 gamma 分布(mixture gamma distribution),具体估计步骤如下:

[0153] (3.2.1) 对感兴趣区域 1 (ROI1) 内的像素点进行随机采样,样本量一般取 800 到 2000 个像素,在本实施例中定为 2000;

[0154] (3.2.2) 对采样得到的样本点进行聚类,以便将样本点进行大致分类,聚类方法可采用 K 均值聚类(K-means),或模糊聚类(Fuzzy)等,在本实施例中采用了 K 均值聚类,且聚类类别设为 3 (聚类类别一般根据目标所包含的组织种类来设定),为减少计算开销,本实例聚类迭代次数设为 50,将样本点按照灰度均值分为 3 类, K 均值聚类方法具体实现参见 J. A. Hartigan, et al, A K-Means Clustering Algorithm, Journal of the Royal Statistical Society, 197928(1), pp:100-108;

[0155] (3.2.3) 分别在聚类得到的三类样本点上,采用最大似然估计法(Maximum Likelihood)对样本点进行 gamma 分布估计,得到三组 gamma 分布的参数 $(K_1, \theta_1), (K_2, \theta_2), (K_3, \theta_3), K, \theta$ 分别对应 gamma 分布中的 shape 参数和 scale 参数。

自动计算三类样本点在总样本点中所占比例 $W_i: W_i = \frac{N_i}{N_s}$,其中 N_i 表示样本中属于第 i 个分量的像素个数, $i = 1, 2, 3. N_s$ 代表样本点的总个数。最大似然估计法的实现具体参见 Aldrich, John, .A. Fisher, The making of maximum likelihood, Statistical Science, 1997, 12(3):162-176;

[0156] (3.2.4) 将步骤(3.2.3)中的三组参数 $(W_1, K_1, \theta_1), (W_2, K_2, \theta_2), (W_3, K_3, \theta_3)$ 作为期望最大化(Expectation Maximization)算法的初始值代入到期望最大化算法中,迭代得到最终的三组参数 $(W_1, K_1, \theta_1), (W_2, K_2, \theta_2), (W_3, K_3, \theta_3)$ 作为混合 gamma 分布(mixture

gamma distribution) 的最终参数, 这样 ROI1 内的灰度密度概率分布可近似表示为:

$P = \sum_{i=1}^M W_i \cdot G_i(I_x | K_i, \theta_i)$, 其中 $G(I_x | K_i, \theta_i) = I_x^{K_i-1} \cdot \exp(-\frac{I_x}{\theta_i}) / (\theta_i^{K_i} \cdot (K_i-1)!)$ 为 gamma 分布的函数通式, I_x 为灰度级。

[0157] 期望最大化算法的具体实现参见 A. Dempster, N. Laird, and D. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," J. R. Stat. Soc. (Ser. B), 1977, 39:p. 1-38。本实例的直方图分布及用期望最大化算法估计得到的 gamma 混合分布曲线如图 14 所示, 其中三条实心曲线为混合 gamma 分布 (mixture gamma distribution) 的 3 个不同分量, 虚线为 3 个不同分量组合得到的混合 gamma 分布曲线, 表 2 为期望最大化算法得到的三个 gamma 分布分量的参数值。

[0158] 表 2 gamma 混合分布的参数估计结果

[0159]

i	W_i	K_i	θ_i
1	0.7012	4.1467	2.9920
2	0.2177	8.7697	3.4985
3	0.0811	7.5027	9.0800

[0160] 本发明实例的灰度概率密度分布近似估计为混合 gamma 分布, 除此之外, 还可采用混合 gauss 分布、混合 rayleigh 分布等混合分布估计方法。

[0161] (3.3) 初始化迭代次数 $t=1$ 以及符号距离函数

[0162] 利用 MAB 的初始轮廓 C_1^0 将 ROI1 图像域上的水平集函数初始定义为符号距离函数

[0163]
$$\phi_1^0(x_1) = \begin{cases} \|x_1, C_1^0\| & x_1 \in \text{outside}(C_1^0) \\ -\|x_1, C_1^0\| & \text{其它} \end{cases}, C_1^0 \text{ 表示 MAB 的初始轮廓,}$$

$\text{outside}(C_1^0)$ 表示 ROI1 图像域中 MAB 的初始轮廓 C_1 以外的像素区域, x_1 为 ROI1 图像域中的像素点, $\| \quad \|$ 为求欧式距离;

[0164] (3.4) 计算 $\phi_1^t(x_1)$;

[0165] 为减少计算开销, 本方法自动生成一个包含 MAB 分割区域的矩形窗口图像, 具体方法为: 将基准轮廓采用形态学腐蚀法内推一段距离形成一条新的轮廓, 此距离可根据图像大小恰当选择, 本实施例中定为 18 个像素。形成的新轮廓与感兴趣区域 1 (ROI1) 边界 (外边界) 共同构成 MAB 的分割区域, 水平集演化过程中演化轮廓仅在此分割区域内演化。MAB 分割区域如图 13 (b) 中非黑色区域所示, 区域内的轮廓为 MAB 的初始轮廓;

[0166] MAB 分割的能量泛函定义为: $E_{\phi_1} = \rho_1 \cdot E_{\text{pdf}_1} + \lambda_1 \cdot E_{s_1}$

[0167] 其中, λ_1 为 E_{s_1} 所占的权重, ρ_1 为 E_{pdf_1} 的权重。

[0168] $E_{s_1} = \int_{\Omega_1} |\nabla H(\phi_1(x_1))| dx_1$ 为限制曲线长度的能量, 保证演化曲线的光滑性, λ_1 越大,

曲线越光滑, 其中 $H(x) = \begin{cases} 1 & \text{若 } x < -\varepsilon \\ 0 & \text{若 } x > \varepsilon \\ \frac{1}{2} [1 + \frac{x}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin(\frac{\pi x}{\varepsilon})] & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$ 为正则化的 Heaviside 函

数, ε 为一个极小的正实数, 通常取 $0 < \varepsilon < 0.001$, Ω_1 为 ROI1 图像域, ∇ 为梯度算子。

[0169]

$$E_{pdf_1} = -\int_{\Omega_1} H(\phi_1(x_1)) \cdot \ln\left(\sum_j^M q_{Ai}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)\right) dx_1 - \int_{\Omega_1} (1-H(\phi_1(x_1))) \cdot \ln\left(\sum_j^M q_{Ae}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)\right) dx_1$$

[0170] 为水平集区域信息能量项, 它利用最大后验概率准则(Maximization a Posteriori)的思想, 按照灰度概率密度分布来划分像素点的类别。其中, M 为混合 gamma 分布的分量个数, $q_{Ai}(j)$, $q_{Ae}(j)$ 分别为演化轮廓内外区域每种 gamma 分布的权重, $G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)$ 为参数为 K_j , θ_j 的 gamma 分布函数, I_{x_1} 是像素点 x_1 的灰度值, 取值范围为 0 到 255。 $-E_{pdf_1}$ 表示整幅图像灰度概率密度分布的似然性, E_{pdf_1} 越小, 目标和背景所包括的像素分离得越好。

[0171] 为了得到使能量 E_{ϕ_1} 达到最小的解 $\phi_1(x_1)$, 采用变分法得到 Euler-Lagrange 方程:

$$[0172] \quad \frac{\partial \phi_1^t(x_1)}{\partial t} = -\frac{\partial E_{\phi_1}}{\partial \phi_1^t(x_1)}$$

[0173] 计算 $\frac{\partial E_{\phi_1}}{\partial \phi_1^t(x_1)}$ 得到水平集 $\phi_1(x_1)$ 演化的偏微分方程:

$$[0174] \quad \begin{aligned} \frac{\partial \phi_1^t(x_1)}{\partial t} = & -\rho_1 \cdot \delta(\phi_1^t(x_1)) \cdot [\ln\left(\sum_j^M q_{Ai}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)\right) - \ln\left(\sum_j^M q_{Ae}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)\right)] \\ & + \lambda_1 \cdot \delta(\phi_1^t(x_1)) \cdot \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi_1^t(x_1)}{|\nabla \phi_1^t(x_1)|}\right) \end{aligned}$$

[0175] 上式中, $\delta(x)$ 为正则化的 Dirac 函数, 定义为:

[0176]

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x=0 \\ 0, & \text{若 } |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\varepsilon})], & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$$

[0177] 其中 ε 为一个很小的正实数, 通常取 $0 < \varepsilon < 0.001$ 。

[0178] 计算 $\phi_1^t(x_1)$:

[0179]

$$\begin{aligned} \phi_1^t(x_1) = & \phi_1^{t-1}(x_1) - \rho_1 \cdot \delta(\phi_1^{t-1}(x_1)) \cdot [\ln\left(\sum_j^M q_{Ai}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)\right) - \ln\left(\sum_j^M q_{Ae}(j) \cdot G(I_{x_1} | K_j, \theta_j)\right)] \\ & + \lambda_1 \cdot \delta(\phi_1^{t-1}(x_1)) \cdot \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi_1^{t-1}(x_1)}{|\nabla \phi_1^{t-1}(x_1)|}\right) \end{aligned}$$

[0180] (3.5) 计算本次迭代演化外轮廓

$$[0181] \quad C_1^t = \{x_1 | \phi_1^t(x_1) = 0\}$$

[0182] (3.6) 若本次迭代演化外轮廓 C_1^t 与前一次迭代得到的演化外轮廓 C_1^{t-1} 相同或者 t 达到迭代次数上限, 则本次迭代得到的演化轮廓即为颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} , 迭代结束; 否则, $t=t+1$, 返回步骤(3.4);

[0183] 上式中,理论上 $\rho_1 > 0$ 和 $\lambda_1 > 0$ 即可,根据实际经验值可将 ρ_1 取 0 到 2 之间, λ_1 取值范围为 1 到 10 之间,在本实例中迭代次数上限为 100 次, $\rho_1 = 0.2$, $\lambda_1 = 1.2$,精确的 MAB 边界轮廓线 C_{MAB} 见图 13 (c) 中“.” 构成轮廓所示。

[0184] (4) 在当前帧图像中将颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 围成的区域作为第二感兴趣区域 ROI2 ;

[0185] (5) 在第二感兴趣区域 ROI2 中检测颈动脉血管内轮廓 C_{LIB} :

[0186] (5.1) 利用形态学腐蚀法将颈动脉血管外轮廓 C_{MAB} 内推,将内推得到的轮廓线作为初始颈动脉血管内轮廓 C_2^0 ;

[0187] 将得到的 MAB 轮廓 C_{MAB} 围成的区域作为 LIB 轮廓分割的感兴趣区域 2 (ROI2),并利用形态学腐蚀法将 MAB 轮廓内推一段距离得到的轮廓线作为 LIB 的初始轮廓 C_2^0 ,如图 13 (d) 中的闭合轮廓所示,本实施例中内推距离取 18 个像素。

[0188] (5.2) 初始化迭代次数 $t' = 1$ 以及符号距离函数

[0189]

$$\phi_2^0(x_2) = \begin{cases} \|x_2, C_2^0\| & x_2 \in \text{outside}(C_2^0) \\ -\|x_2, C_2^0\| & \text{其它} \end{cases}$$

[0190] $\text{outside}(C_2^0)$ 表示第二感兴趣区域 ROI2 中初始颈动脉血管内轮廓 C_2^0 以外的像素区域, x_2 为第二感兴趣区域 ROI2 中的像素点 ;

[0191] (5.3) 计算 $\phi_2^{t'}(x_2)$;

[0192] 定义 LIB 分割的水平集能量为 : $E_{\phi_2} = \rho_2 \cdot E_{pdf_2} + \lambda_2 \cdot E_{s_2} + \beta_2 \cdot E_T$

[0193] 其中 E_{pdf_2} 为结合灰度概率密度分布的区域信息能量项,用以估计图像每一点属于目标和背景的概率, E_{s_2} 为曲率项,用以控制曲线的光滑性,这两项能量项的定义与步骤 (3.4) 相同 ; ρ_2 , λ_2 , β_2 分别为三项能量的权重 ;

[0194] E_T 为 MAB 与 LIB 之间的距离保持项,定义为 : $E_T = \int_{\Omega_2} \delta(\phi_2(x_2)) \cdot B_T(x_2) dx_2$

[0195] 其中 Ω_2 为 ROI2 图像域 ;

[0196]

$$B_T(x_2) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \min_y D(x_2, y) < d_T \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

[0197] $D(x_2, y)$ 为 LIB 演化轮廓上的点 x_2 与 MAB 最终轮廓上的点 y 之间的欧氏距离, d_T 为一般情况下 MAB 和 LIB 之间相隔的最小距离(经验值)。当点 x_2 与 MAB 轮廓的距离小于 d_T 时,就会受到一个排斥力 $B_T(x_2)$;当点 x_2 与 MAB 轮廓的距离大于 d_T 时,排斥力为 0。

[0198] 为了得到使得能量 E_{ϕ_2} 最小的解 $\phi_2(x_2)$, 采用变分法得到 Euler-Lagrange 方程

[0199]
$$\frac{\partial \phi_2^{t'}(x_2)}{\partial t} = - \frac{\partial E_{\phi_2}}{\partial \phi_2^{t'}(x_2)}$$

[0200] 计算 $\frac{\partial E_{\phi_2}}{\partial \phi_2^{t'}(x_2)}$ 得到水平集 $\phi_2(x_2)$ 演化的偏微分方程 :

$$\begin{aligned}
 [0201] \quad \frac{\partial \phi_2(x_2)}{\partial t} = & -\rho_2 \cdot \delta(\phi_2(x_2)) \cdot [\ln(\sum_j^M q_{Li}(j) \cdot G(I_{x_2} | K_j, \theta_j)) - \ln(\sum_j^M q_{Le}(j) \cdot G(I_{x_2} | K_j, \theta_j))] + \\
 & \lambda_2 \cdot \delta(\phi_2(x_2)) \cdot \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi_2(x_2)}{|\nabla \phi_2(x_2)|}\right) + \beta_2 \cdot \delta(\phi_2(x_2)) \cdot B_T(x_2)
 \end{aligned}$$

[0202] 上式中, $\delta(x)$ 为正则化的 Dirac 函数, 定义为:

[0203]

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x = 0 \\ 0, & \text{若 } |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\varepsilon})], & \text{若 } |x| \leq \varepsilon \end{cases}$$

[0204] 其中 ε 为一个很小的正实数, 通常取 $0 < \varepsilon < 0.001$ 。

[0205] 更新 $\phi_2^{t'}$ (x_2):

[0206]

$$\begin{aligned}
 \phi_2^{t'}(x_2) = & \phi_2^{t'-1}(x_2) - \rho_2 \cdot \delta(\phi_2^{t'-1}(x_2)) \cdot [\ln(\sum_j^M q_{Li}(j) \cdot G(I_{x_2} | K_j, \theta_j)) - \ln(\sum_j^M q_{Le}(j) \cdot G(I_{x_2} | K_j, \theta_j))] \\
 & + \lambda_2 \cdot \delta(\phi_2^{t'-1}(x_2)) \cdot \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi_2^{t'-1}(x_2)}{|\nabla \phi_2^{t'-1}(x_2)|}\right) + \beta_2 \cdot \delta(\phi_2^{t'-1}(x_2)) \cdot B_T(x_2)
 \end{aligned}$$

[0207] (5.4) 计算本次迭代演化内轮廓

$$[0208] \quad C_2^{t'} = \{x_2 | \phi_2^{t'}(x_2) = 0\}$$

[0209] (5.5) 若本次迭代演化内轮廓 $C_2^{t'}$ 与前一次迭代得到的演化内轮廓 $C_2^{t'-1}$ 相同或者达到迭代次数上限, 则本次迭代得到的演化轮廓为颈动脉血管内轮廓 C_{LIB} , 迭代结束; 否则, $t' = t' + 1$, 返回步骤(5.3);

[0210] ρ_2 和 λ_2 取值范围与 MAB 分割中一致, β_2 取值范围较大, 一般取 5 以上, d_1 取 14 到 20 之间。

[0211] 在本实例中迭代次数上限为 8000 次, $\rho_2 = 0.15$, $\lambda_2 = 5$, $\beta_2 = 20$, 最小距离 $d_1 = 18$ 个像素, 得到最终的 LIB 边界轮廓线 C_{LIB} , 见图 13 (e) 的由 “·-” 构成的轮廓, 虚线构成的轮廓为用于对比的手工勾勒的 LIB 轮廓。

[0212] (6) 跟踪确定下一帧图像的备用基准轮廓:

[0213] (6.1) 确定跟踪区域 Ω' ; 将当前帧颈动脉 MAB 精确轮廓 C_{MAB} 通过形态学膨胀外推一定距离 (一般取 10 到 30 个像素距离, 本实施例中为 20 个像素) 与之构成一块区域 Ω' , 见图 10 (a) 中两条轮廓所围成的区域, 其中较小轮廓代表分割得到的 MAB 轮廓, 较大轮廓代表 MAB 轮廓经过外推得到的轮廓。此区域可视为包含颈动脉外膜及其外周组织的区域, 一般情况下每一帧颈动脉图像都有这样一个区域, 本方法根据这个区域的偏转移动来实现血管的自动跟踪;

[0214] (6.2) 计算当前帧与下一帧之间的血管跟踪映射关系, 具体方法为:

[0215] (6.2.1) 对区域 Ω' 中任意一点 (x_3, y_3) , 假设其在下一帧图像上通过映射 $M: \{(x_4, y_4) = \tau + D * (x_3, y_3)\}$ 移动到了点 (x_4, y_4) , 其中 τ 为平移向量, D 为形变矩阵。本方法中认为连续帧的血管发生的形变很小, 因此本实施例中,

$$[0216] \quad D = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

[0217] 假设 $\tau = (\tau_x, \tau_y)$, 其中 τ_x 为点 (x_3, y_3) 于映射过程中在 x 方向平移的距离, τ_y 为点 (x_3, y_3) 于映射过程中在 y 方向平移的距离则对应点之间的映射关系可以表示为:

$$[0218] \quad \begin{pmatrix} x_4 \\ y_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tau_x \\ \tau_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_3 \\ y_3 \end{pmatrix}$$

[0219] 并且本方法认为此区域中每个点均满足同样的映射, 通过此映射当前帧中的颈动脉外周组织区域投影到了下一帧的新的区域;

[0220] (6.2.2) 计算当前帧图像的区域 Ω' 中点 (x_3, y_3) 和其在下一帧图像上的对应点 (x_4, y_4) 的灰度值 $I(x_3, y_3)$ 和 $J(x_4, y_4)$ 之间差异的平方:

$$[0221] \quad \Delta I^2 = [I(x_3, y_3) - J(x_4, y_4)]^2$$

[0222] 对这个区域内每个点进行上述操作, 将每个点上的灰度差异求和:

$$[0223] \quad S = \sum_{\Omega'} \Delta I^2$$

[0224] (6.2.3) 分别在下一帧图片的横轴、纵轴方向上一定范围内, 搜索到使 S 达到最小的区域, 此区域对应的映射关系即为所求的连续两帧之间的血管跟踪映射关系 M , 本实施例中搜索范围在横轴纵轴上均取为正负 20 个像素;

[0225] (6.3) 将当前帧图片的 MAB 精确轮廓 C_{MAB} 按照此映射关系 M 投影到下一帧上, 构成下一帧颈动脉图像的备用基准轮廓, 见图 10 (b) 中的虚线轮廓。

[0226] 与以往的颈动脉血管内轮廓和外轮廓的分割算法相比, 本发明提供的超声图像中颈动脉血管内外膜自动分割算法与现有方法有几点区别: 1. 仅在每组颈动脉体数据的第一帧上采用极少的经验干预, 不需在每一帧上都采用手工勾点; 2. 每组颈动脉体数据的每一帧图像均采用自动检测得到内外膜的初始轮廓线; 3. 采用了灰度概率密度分布作为水平集中应用到的特征, 能够有效克服横截面方向上探头位置造成的伪影和弱边界情况; 4. 利用当前帧分割得到的结果预测下一帧目标的大概位置, 减少了不必要的计算开销。

[0227] 本领域的技术人员容易理解, 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已, 并不用以限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。

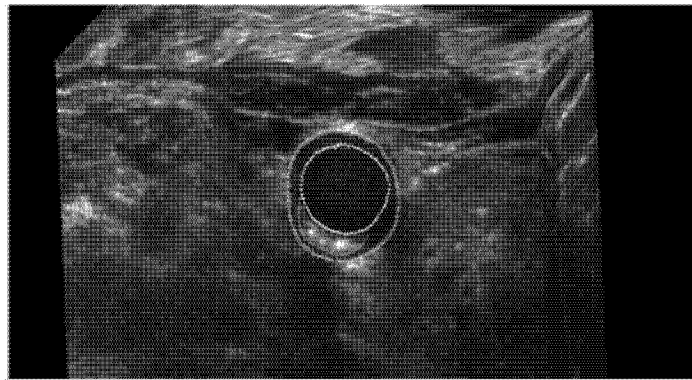


图 1

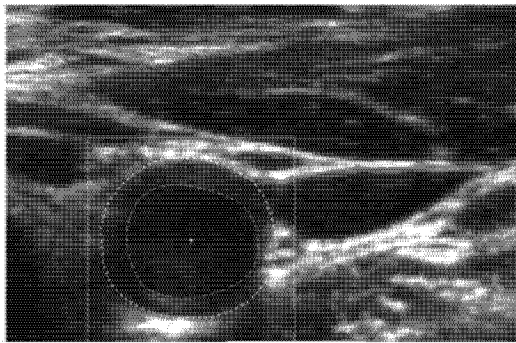


图 2

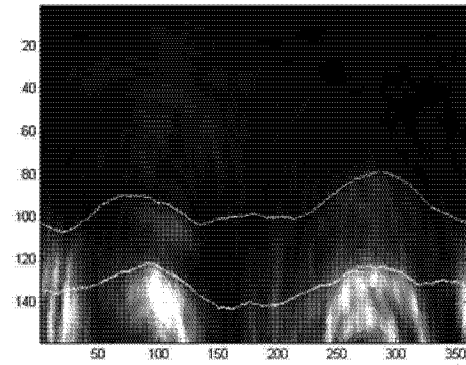


图 3

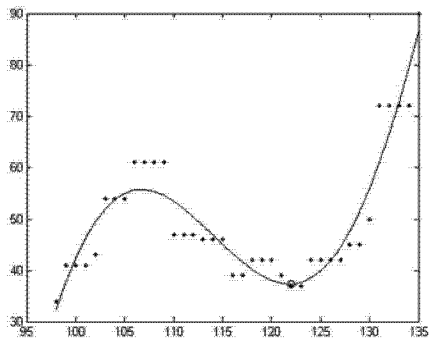


图 4(a)

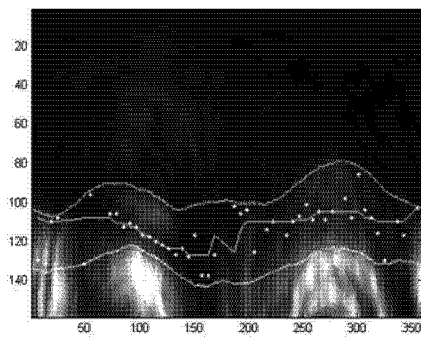


图 4(b)

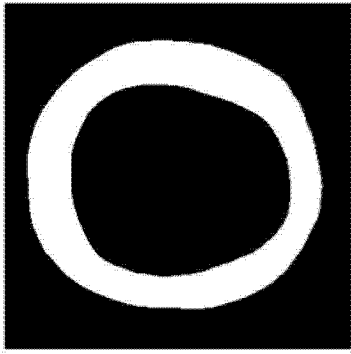


图 5

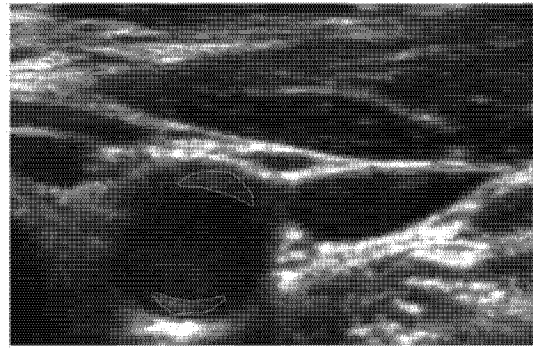


图 6

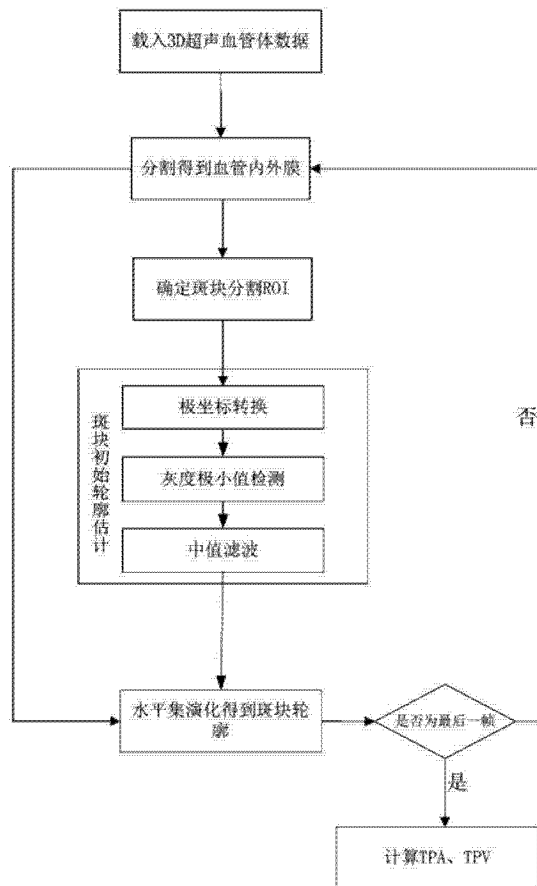


图 7

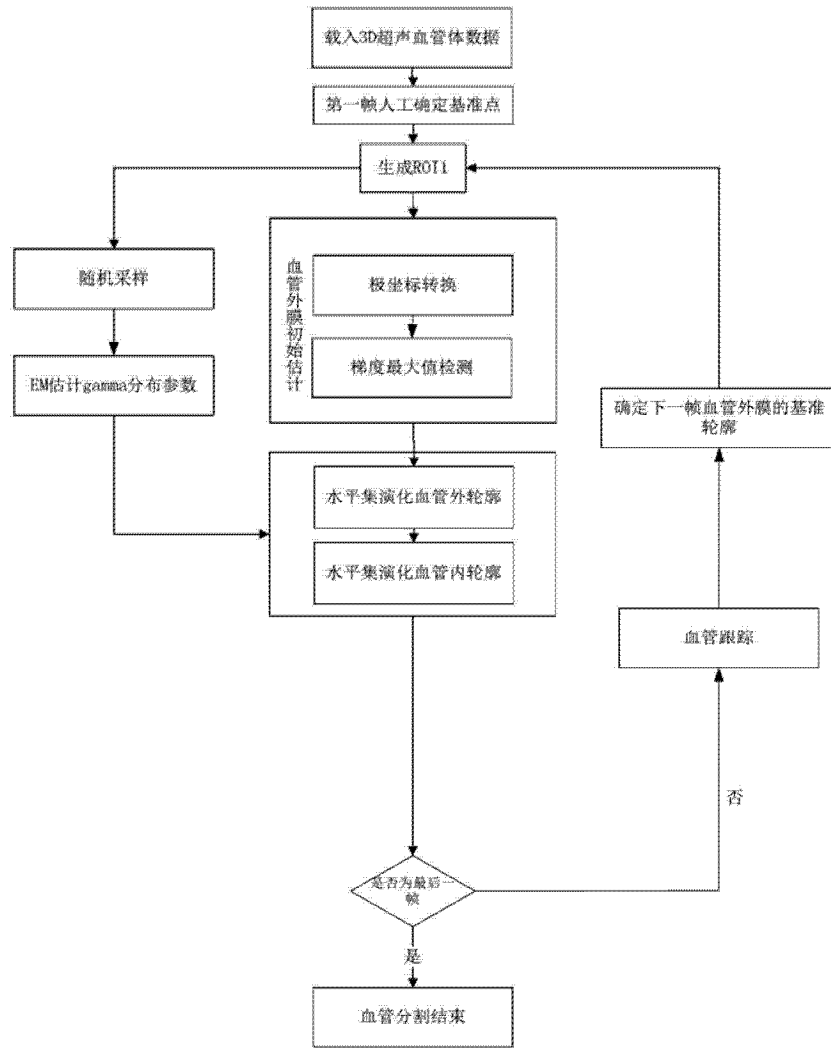


图 8

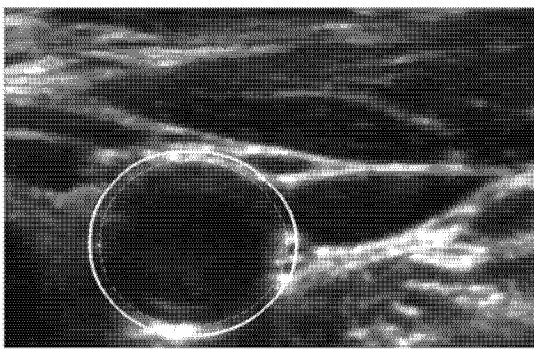


图 9

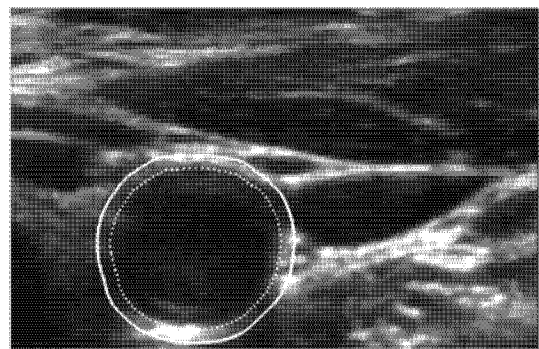


图 10(a)

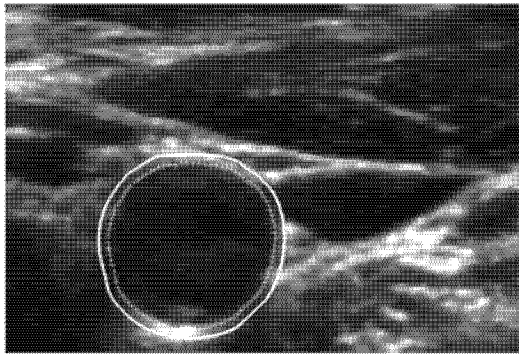


图 10(b)

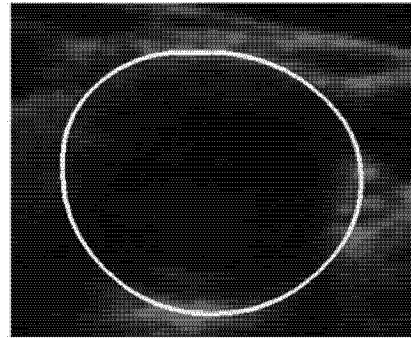


图 11(a)

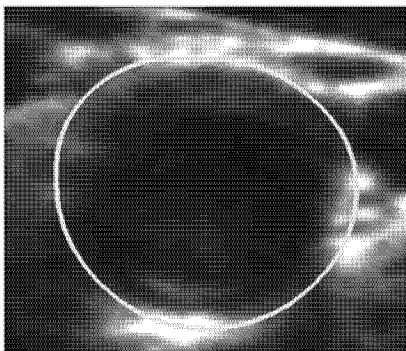


图 11(b)

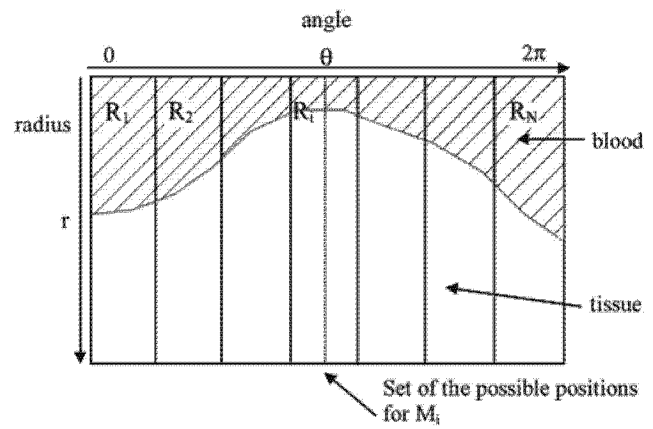


图 12(a)

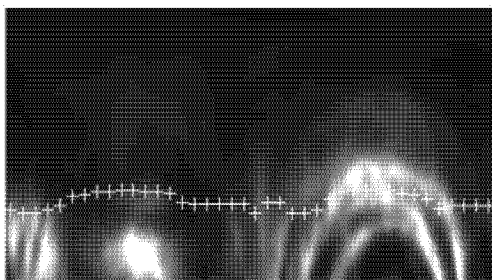


图 12(b)

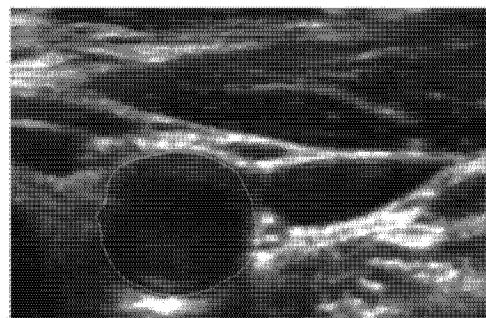


图 13(a)

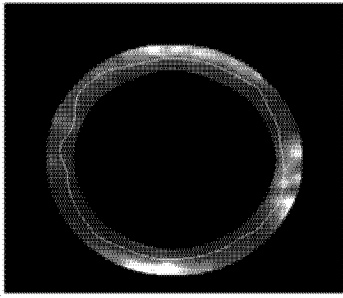


图 13(b)

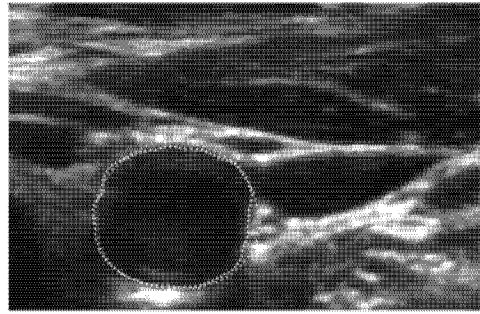


图 13(c)

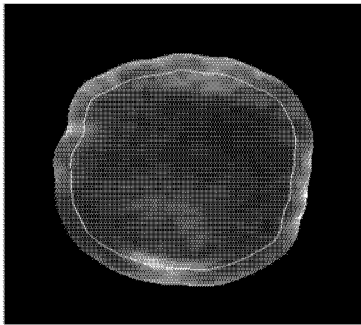


图 13(d)

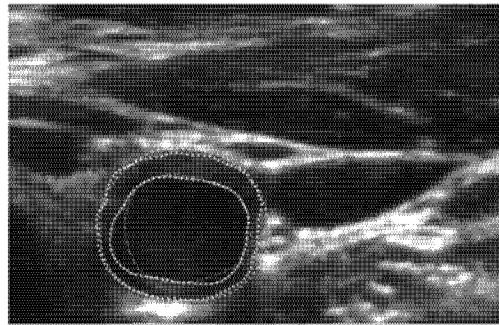


图 13(e)

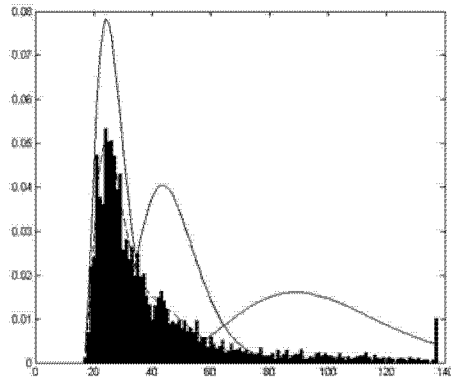


图 14

专利名称(译)	超声颈动脉斑块自动分割方法		
公开(公告)号	CN102800088B	公开(公告)日	2014-10-29
申请号	CN201210216316.5	申请日	2012-06-28
[标]申请(专利权)人(译)	华中科技大学		
申请(专利权)人(译)	华中科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	华中科技大学		
[标]发明人	丁明跃 程洁玉 李鹤 杨鑫		
发明人	丁明跃 程洁玉 李鹤 杨鑫		
IPC分类号	G06T7/00 A61B8/08 G06T7/11		
代理人(译)	李智		
其他公开文献	CN102800088A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明属于计算机技术与医学图像的交叉领域，具体涉及到一种超声图像中颈动脉血管横断面方向上斑块的分割方法。具体步骤包括：选取当前帧图像；分割得到血管内、外膜轮廓；提取斑块分割感兴趣区域；检测初始斑块外边界：包括在感兴趣区域转换得到的极坐标图像上对每列位于内外膜轮廓间的像素点灰度值进行曲线拟合、检测具有灰度极小值且离外膜轮廓最近的像素点作为初始斑块外边界点；水平集演化得到斑块最终外边界；将最终外边界与内膜轮廓间区域作为斑块区域。本发明提供的超声图像中颈动脉斑块分割方法能够精确分割出斑块；较大幅度减少医生的工作量；基于本方法的分割结果计算得到的斑块体积、面积指标能辅助医生分析病变程度及治疗效果。

