



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105989598 A

(43) 申请公布日 2016. 10. 05

(21) 申请号 201510080685. X

(22) 申请日 2015. 02. 13

(71) 申请人 中国科学院沈阳自动化研究所  
地址 110016 辽宁省沈阳市东陵区南塔街  
114 号

(72) 发明人 范慧杰 丛杨 唐延东

(74) 专利代理机构 沈阳科苑专利商标代理有限  
公司 21002  
代理人 许宗富 周秀梅

(51) Int. Cl.  
G06T 7/00(2006. 01)

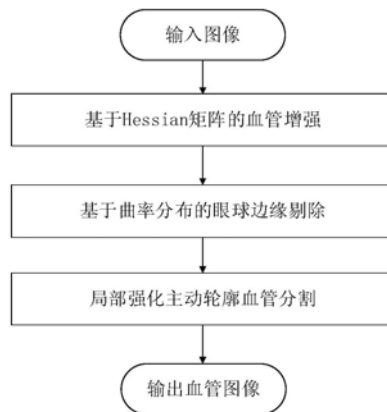
权利要求书2页 说明书6页 附图5页

(54) 发明名称

基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管  
分割方法

(57) 摘要

本发明涉及基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管分割方法,包括以下步骤:根据Hessian 矩阵的特征向量对眼底图像中的血管进行增强;对增强后的图像统计曲率分布得到眼球边缘并剔除;采用局部强化主动轮廓模型,结合全局能量信息对增强图像进行分割,从而提取到眼底血管。本发明根据医学眼底图像中血管的灰度分布特点,建立局部能量函数并结合全局能量泛函项,使得曲线演化的过程更加稳定,速度更快,能够精确、有效地提取眼底图像血管。



1. 基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管分割方法,其特征在于包括以下步骤:  
 根据 Hessian 矩阵的特征向量对眼底图像中的血管进行增强;  
 对增强后的图像统计曲率分布得到眼球边缘并剔除;  
 采用局部强化主动轮廓模型,结合全局能量信息对增强图像进行分割,从而提取到眼底血管。

2. 根据权利要求 1 所述的基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管分割方法,其特征  
 在于所述根据 Hessian 矩阵的特征向量对眼底图像中的血管进行增强包括以下步骤:

将眼底图像中的每一点,计算其 Hessian 矩阵得到特征向量  $\hat{u}_s$  和特征值  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ ,并且  
 有  $|\lambda_1| \leq |\lambda_2|$ ;其中  $|\lambda_2| - |\lambda_1|$  小于阈值的点为血管上的点;

对图像中的每一点定义响应函数  $v_o$ ,使血管上的点增强,通过以下公式实现:

$$v_o = \begin{cases} 0 & \text{当 } \lambda_2 < 0, \\ \exp(-\frac{\mathfrak{R}^2}{2a_1^2})(1 - \exp(-\frac{S^2}{2a_2^2})) & \end{cases}$$

式中  $\mathfrak{R} = \lambda_1 / \lambda_2$ ,  $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$ ,  $a_1$ 和  $a_2$ 为设定值。

3. 根据权利要求 1 所述的基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管分割方法,其特  
 征在于所述对增强后的图像统计曲率分布得到眼球边缘包括以下步骤:

提取增强图像的边缘并计算边缘上每个点的曲率,得到曲率分布直方图;直方图峰值  
 对应的边缘点集合为眼球边缘。

4. 根据权利要求 1 所述的基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管分割方法,其特  
 征在于所述采用局部强化主动轮廓模型,结合全局能量信息对增强图像进行分割包括以下  
 步骤:

1) 为图像 I 中的每个点 x 定义局部能量泛函:

$$e_x^{loc}(\phi, f_1, f_2) = k_1 \int_{\Omega} K_{\sigma}(\mathbf{x} - \mathbf{y}) \|I(\mathbf{y}) - f_1(\mathbf{x})\|^2 H(\phi(\mathbf{y})) dy \\ + k_2 \int_{\Omega} K_{\sigma}(\mathbf{x} - \mathbf{y}) \|I(\mathbf{y}) - f_2(\mathbf{x})\|^2 (1 - H(\phi(\mathbf{y}))) dy$$

其中  $\Omega$  表示图像域,  $\mathbf{y}$  为图像中其他任意一点,  $\phi$  为水平集函数,  $k_1$ 、 $k_2$ 为非负权值,  
 $H()$  为 Heaviside 函数,  $K_{\sigma}()$  为 Gaussian 核函数;  $f_1(\mathbf{x})$  和  $f_2(\mathbf{x})$  分别是以  $\mathbf{x}$  为中心的有效  
 区域范围内,零水平集内部和外部的灰度均值,有效区域范围由核函数  $K_{\sigma}()$  中的尺度因子  
 $\sigma$  决定;

2) 引入全局能量  $E^{G1}$ , 建立最终的能量泛函:

$$E(\phi, f_1, f_2) = \int e_x^{loc}(\phi, f_1, f_2) d\mathbf{x} + \mu \int \frac{1}{2} (\|\nabla \phi(\mathbf{x})\| - 1)^2 d\mathbf{x} \\ + \nu \int \|\nabla H(\phi(\mathbf{x}))\| d\mathbf{x} + \underbrace{k_3 \int \|I(\mathbf{x}) - c\|^2 H(\phi(\mathbf{x})) d\mathbf{x}}_{E^{G1}}$$

其中  $\mu$ ,  $\nu$ ,  $k_3$ 为非负权值,  $c$  为零水平集内部的灰度均值;

3) 通过变分法极小化能量泛函  $E(\phi, f_1, f_2)$ , 即可得到关于  $\phi$  的演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi) [-k_1 e_1 + k_2 e_2 + \nu \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + k_3 (I - c)^2] + \mu (\nabla^2 \phi - \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right))$$

其中  $\delta_\varepsilon(\cdot)$  为 Dirac 函数,  $e_i(x) = \int K_\varepsilon(y-x) |I(x) - f_i(y)| dy$ ,  $i = 1, 2$ ;

4) 利用差分格式将演化方程离散化, 然后设定水平集函数初始值  $\phi_0$ , 经过 N 次迭代后得到离散化方程的稳定解  $\phi_N$ ,  $\phi_N$  中大于零的点集为眼底血管图像, 等于零的点集为眼底血管边缘。

## 基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管分割方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种眼底图像的血管分割方法,具体地说是一种基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管分割方法。主要用于医学图像、计算机视觉和数字图像处理技术等领域。

### 背景技术

[0002] 眼底视网膜血管网络形态和结构特征直接反映眼底的健康状况,以及糖尿病、动脉硬化等心脑血管疾病的病程、严重程度及愈后情况等。因此眼底图像血管分割结果的好坏直接影响到眼底检测的准确性,同时也影响到后续其他处理和分析的结果。

[0003] 目前研究者提出了大量的不同算法,虽然这些算法大都在不同程度上取得了一定的成功,但是研究面临的难题仍然很多。血管分割方法大致可以分为如下几类:区域生长、形态学方法、匹配滤波、血管跟踪和主动轮廓模型等。区域生长对图像中的每个像素进行大量的操作,计算的时间随着图像的增大而迅速增加,而且受图像噪声的影响大;形态学方法同样受图像噪声的影响,而且对亮度不均匀图像很难自动选择合适的算法参数;血管跟踪方法的可靠性严重依赖于初始种子点和方向的选择,初始点选择不好直接会导致错误分割结果;主动轮廓模型方法是目前医学图像中进行眼底血管分割的重要趋势,它可以将图像底层特征与目标高层先验信息相结合,具有良好的抗噪性和适用性。但是通常用于医学图像眼底血管分割的主动轮廓模型只利用图像的全局灰度特征,对灰度均匀眼底图像具有较好的分割结果,但是对灰度不均匀眼底图像难以实现精确分割。

[0004] 受医学眼底图像中血管形态复杂、血管边缘对比度低以及图像噪声等因素影响,目前尚无一种通用的血管分割算法能够适用于所有医学眼底图像。而且对于发生病变的眼底图像,由于受到病变区域的干扰(例如出血,黄斑等),使得血管网络的分割更加困难。因此,对眼底图像分割方法的研究不仅具有深远的理论意义,而且具有广泛的实用意义。

### 发明内容

[0005] 为了解决上述技术问题,本发明提供一种基于局部强化主动轮廓模型的眼底血管分割方法。

[0006] 本发明采用的技术方案如下:基于局部强化主动轮廓模型的眼底图像血管分割方法,包括以下步骤:

[0007] 根据 Hessian 矩阵的特征向量对眼底图像中的血管进行增强;

[0008] 对增强后的图像统计曲率分布得到眼球边缘并剔除;

[0009] 采用局部强化主动轮廓模型,结合全局能量信息对增强图像进行分割,从而提取到眼底血管。

[0010] 所述根据 Hessian 矩阵的特征向量对眼底图像中的血管进行增强包括以下步骤:

[0011] 将眼底图像中的每一点,计算其 Hessian 矩阵得到特征向量  $\hat{u}_s$  和特征值  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ , 并且有  $|\lambda_1| \leq |\lambda_2|$ ; 其中  $|\lambda_2| - |\lambda_1|$  小于阈值的点为血管上的点;

[0012] 对图像中的每一点定义响应函数  $v_o$ , 使血管上的点增强, 通过以下公式实现:

[0013]

$$v_o = \begin{cases} 0 & \text{当 } \lambda_2 < 0, \\ \exp(-\frac{\mathfrak{R}^2}{2a_1^2})(1 - \exp(-\frac{S^2}{2a_2^2})) & \end{cases}$$

[0014] 式中  $\mathfrak{R} = \lambda_1 / \lambda_2$ ,  $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$ ,  $a_1$  和  $a_2$  为设定值。

[0015] 所述对增强后的图像统计曲率分布得到眼球边缘包括以下步骤:

[0016] 提取增强图像的边缘并计算边缘上每个点的曲率, 得到曲率分布直方图; 直方图峰值对应的边缘点集合为眼球边缘。

[0017] 所述采用局部强化主动轮廓模型, 结合全局能量信息对增强图像进行分割包括以下步骤:

[0018] 1) 为图像 I 中的每个点 x 定义局部能量泛函:

$$e_x^{loc}(\phi, f_1, f_2) = k_1 \int_{\Omega} K_{\sigma}(\mathbf{x}-\mathbf{y}) \|I(\mathbf{y}) - f_1(\mathbf{x})\|^2 H(\phi(\mathbf{y})) dy$$

[0019]

$$+ k_2 \int_{\Omega} K_{\sigma}(\mathbf{x}-\mathbf{y}) \|I(\mathbf{y}) - f_2(\mathbf{x})\|^2 (1 - H(\phi(\mathbf{y}))) dy$$

[0020] 其中  $\Omega$  表示图像域,  $y$  为图像中其他任意一点,  $\phi$  为水平集函数,  $k_1, k_2$  为非负权值,  $H()$  为 Heaviside 函数,  $K_{\sigma}()$  为 Gaussian 核函数;  $f_1(x)$  和  $f_2(x)$  分别是以  $x$  为中心的有效区域范围内, 零水平集内部和外部的灰度均值, 有效区域范围由核函数  $K_{\sigma}()$  中的尺度因子  $\sigma$  决定;

[0021] 2) 引入全局能量  $E^{Gl}$ , 建立最终的能量泛函:

[0022]

$$E(\phi, f_1, f_2) = \int e_x^{loc}(\phi, f_1, f_2) d\mathbf{x} + \mu \int \frac{1}{2} (\|\nabla \phi(\mathbf{x})\| - 1)^2 d\mathbf{x} \\ + \nu \int \|\nabla H(\phi(\mathbf{x}))\| d\mathbf{x} + \underbrace{k_3 \int \|I(\mathbf{x}) - c\|^2 H(\phi(\mathbf{x})) d\mathbf{x}}_{E^{Gl}}$$

[0023] 其中  $\mu, \nu, k_3$  为非负权值,  $c$  为零水平集内部的灰度均值;

[0024] 3) 通过变分法极小化能量泛函  $E(\phi, f_1, f_2)$ , 即可得到关于  $\phi$  的演化方程:

$$[0025] \quad \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi) [-k_1 e_1 + k_2 e_2 + \nu \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + k_3 (I - c)^2] + \mu (\nabla^2 \phi - \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right))$$

[0026] 其中  $\delta_{\epsilon}()$  为 Dirac 函数,  $e_i(x) = \int K_{\sigma}(y-x) |I(x) - f_i(y)| dy, i = 1, 2; x, y$  为图像中任意两点;

[0027] 4) 利用差分格式将演化方程离散化, 然后设定水平集函数初始值  $\phi_0$ , 经过  $N$  次迭代后得到离散化方程的稳定解  $\phi_N$ ,  $\phi_N$  中大于零的点集为眼底血管图像, 等于零的点集为眼底血管边缘。

[0028] 本发明具有以下优点及有益效果:

[0029] 1) 本发明将演化曲线嵌入到水平集函数的零水平集, 构建关于水平集函数的能量泛函, 将眼底图像血管分割问题转化成能量泛函求极值的问题, 分割过程中曲线拓扑结构

可以自由变化（分裂或合并），可以同时实现多条血管的分割。

[0030] 2) 本发明中构建的局部能量项可以提取图像的局部灰度分布信息，保证模型在灰度不均匀眼底图像中实现对血管的精确分割，全局项的可以抑制过分割现象，提高分割的稳定性和分割精度。

[0031] 3) 本发明利用眼球边缘曲率相等这一特征，可以有效去除血管分割时眼球边缘的影响。

[0032] 4) 本发明在构建能量泛函时引入曲线正则项，保证了分割过程中曲线的光滑性，以及最终分割得到的血管边缘是光滑的。

[0033] 5) 该发明对低对比度图像和噪声图像都有很好的分割结果。

## 附图说明

[0034] 图 1 是本发明的方法流程框图；

[0035] 图 2 是医学眼底图像；其中 (a) ~ (h) 为医学眼底图像的若干实例；

[0036] 图 3 是眼底血管分割实例 1 的原始图像；

[0037] 图 4 是 Hessian 矩阵的特征值和特征向量示意图；

[0038] 图 5 是眼底血管分割实例 1 的增强图像；

[0039] 图 6 是眼底血管分割实例 1 的增强的血管图像；

[0040] 图 7 是眼底血管分割实例 1 的分割过程图像；

[0041] 其中，(a) ~ (f) 分别为迭代 20、80、120、160、200、340 时，零水平集函数的演化位置；

[0042] 图 8 是眼底血管分割实例 1 的分割结果图像；

[0043] 图 9 是眼底血管分割实例 2 的原始图像；

[0044] 图 10 是眼底血管分割实例 2 的增强图像；

[0045] 图 11 是眼底血管分割实例 2 的分割过程图像；

[0046] 其中，(a) ~ (f) 分别为迭代 20、60、140、200、260、440 次时，零水平集函数的演化位置；

[0047] 图 12 是眼底血管分割实例 2 的分割结果图像。

## 具体实施方式

[0048] 下面结合附图及实施例对本发明做进一步的详细说明。

[0049] 本发明利用局部强化主动轮廓模型进行眼底血管精确分割，结合全局能量正确引导分割结果。创新点包括两个方面：利用一个 Gaussian 核函数提取图像的局部信息构建局部能量泛函，保证分割模型对灰度不均匀图像中目标的精确分割，该 Gaussian 核函数具有区域尺度化性质，即提取的局部信息的范围受核函数参数的控制；根据医学眼底图像中血管的灰度分布特点，引入相应全局能量泛函项，使得曲线演化的过程更加稳定，速度更快。

[0050] 如图 1 所示，本发明包括以下步骤：

[0051] 利用 Hessian 矩阵的特征向量方向与血管方向相关这一特点，沿特征向量方向增强血管；

[0052] 对强化后的图像统计曲率分布,剔除增强图像中的眼球边缘部分;

[0053] 采用局部强化主动轮廓模型,结合全局能量信息,对增强图像进行分割,从而精确提取到眼底血管。

[0054] 本发明的具体技术方案如下(流程图如附图1所示,附图2列举了部分眼底图像):

[0055] 1. 基于 Hessian 矩阵特征向量的血管增强

[0056] 对于图像 I 中的某一点  $x_0$ , 计算其邻域的二阶泰勒展开:

$$[0057] \quad I(x_0 + \Delta x_0, s) \approx I(x_0, s) + \Delta x_0^T \nabla_{o,s} + \Delta x_0^T H_{o,s} \Delta x_0$$

[0058] 式中  $s$  为尺度因子,  $\nabla_{o,s}$  和  $H_{o,s}$  分别是以  $s$  为尺度, 在图像某一点  $x_0$  处的梯度向量和 Hessian 矩阵:

$$[0059] \quad \nabla_{o,s} = \begin{pmatrix} I_x(x_0) \\ I_y(x_0) \end{pmatrix}, \quad H_{o,s} = \begin{pmatrix} I_{xx}(x_0) & I_{xy}(x_0) \\ I_{xy}(x_0) & I_{yy}(x_0) \end{pmatrix}$$

[0060] 通过计算得到 Hessian 矩阵的特征值  $\lambda_1, \lambda_2$  (设  $|\lambda_1| \leq |\lambda_2|$ ) 和特征向量  $\hat{u}_{s,1}, \hat{u}_{s,2}$ , 特征值和特征向量分别描述该点处二阶导数的大小与方向, 特征向量互相正交, 在空间内相互垂直如附图4所示。当该点位于线状目标区域内时,  $\lambda_1$  非常小(理想情况下  $|\lambda_1| \approx 0$ ),  $|\lambda_2|$  较大。绝对值小的特征值对应的特征向量为血管方向。因此, 定义响应函数:

[0061]

$$v_o = \begin{cases} 0 & \text{当 } \lambda_2 < 0, \\ \exp\left(-\frac{\mathfrak{R}^2}{2a_1^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2a_2^2}\right)\right) & \end{cases}$$

[0062] 式中  $\mathfrak{R} = \lambda_1 / \lambda_2$ ,  $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$ ,  $a_1$  和  $a_2$  是控制  $\mathfrak{R}$  与  $S$  对响应函数精度的阈值。

[0063] 利用响应函数对输入眼底图像进行增强操作, 使血管部分更显著, 对比度增强。对附图3所示的眼底图像进行增强时, 参数设置如下:  $a_1 = 0.5$ ,  $a_2 = 0.1$ 。附图5是增强后的血管图像, 由于眼球边缘也是线状, 因此会同时被增强, 下一步提取血管时需要剔除边缘轮廓的干扰。

[0064] 2. 利用曲率分布, 剔除眼球边缘轮廓

[0065] 提取强化图像的边缘, 计算每个边缘点  $x(x, y)$  的曲率  $k$ :

$$[0066] \quad k(s) = \left[ \left( \frac{d^2x}{ds^2} \right)^2 + \left( \frac{d^2y}{ds^2} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

[0067] 统计所有边缘点的曲率分布曲线, 眼球边缘呈圆形, 边缘上的点曲率相等, 根据这一特点计算所有边缘点的曲率分布直方图, 选取直方图峰值对应的边缘点的集合, 并利用区域连通性得到完整的眼球边缘以及其在增强图像中的对应区域, 从增强图像中剔除眼球边缘轮廓, 保留血管。附图6是剔除眼球边缘后得到的眼底血管的增强图像。

[0068] 3. 基于局部强化主动轮廓模型的眼底血管分割

[0069] 该发明采用主动轮廓模型分割眼底血管, 不同于传统的图像分割方法, 这类模型

将图像灰度等底层数据特征与分割曲线自身的光滑特性、待分割目标的区域特征等高层信息相融合,构建能量泛函模型,将图像分割问题转化为求能量泛函的极小值求解问题。

[0070] 由于眼底图像通常是亮度不均衡的,为了使模型准确分割到不同亮度条件下的血管,需要考虑每个点的局部灰度分布特点,利用局部分布引导演化曲线实现局部自动分割,为图像 I 中的每个点 x 定义如下局部能量泛函:

$$[0071] \quad e_x^{loc}(\phi, f_1, f_2) = k_1 \int_{\Omega} K_{\sigma}(\mathbf{x}-\mathbf{y}) \|I(\mathbf{y}) - f_1(\mathbf{x})\|^2 H(\phi(\mathbf{y})) dy \\ + k_2 \int_{\Omega} K_{\sigma}(\mathbf{x}-\mathbf{y}) \|I(\mathbf{y}) - f_2(\mathbf{x})\|^2 (1-H(\phi(\mathbf{y}))) dy$$

[0072] 其中  $\Omega$  表示图像域, y 为图像中其他点,  $\phi$  为水平集函数,其对应的零水平集函数表示演化曲线,  $k_1, k_2$  为非负权值,  $H()$  为 Heaviside 函数,  $K_{\sigma}()$  为 Gaussian 核函数:

$$[0073] \quad K_{\sigma}(d) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sigma} e^{-d^2/2\sigma^2}$$

[0074]  $\sigma$  为尺度因子,核函数  $K_{\sigma}$  的引入使得 x 点的灰度均值只与 x 点附近的灰度值有关,而与距离该点较远的区域无关。局部能量泛函中  $f_1(x)$  和  $f_2(x)$  分别是以 x 为中心的一个有效区域范围内,演化曲线内部和外部的灰度均值,有效区域的范围由  $\sigma$  决定。

$$[0075] \quad f_1(\mathbf{x}) = \frac{K_{\sigma}(\mathbf{x}) * [H(\phi(\mathbf{x}))I(\mathbf{x})]}{K_{\sigma}(\mathbf{x}) * H(\phi(\mathbf{x}))}, \quad f_2(\mathbf{x}) = \frac{K_{\sigma}(\mathbf{x}) * [(1-H(\phi(\mathbf{x})))I(\mathbf{x})]}{K_{\sigma}(\mathbf{x}) * (1-H(\phi(\mathbf{x})))}$$

[0076] 局部能量泛函在实现精确分割的同时可能会导致过分割、陷入局部极值等问题,因此需要引入全局能量  $E^G$ ,使模型在保证分割精度的同时,对演化曲线初始位置的选择更加灵活,曲线演化速度也更快,最终在图像域上建立如下主动轮廓模型的能量泛函:

[0077]

$$E(\phi, f_1, f_2) = \int e_x^{loc}(\phi, f_1, f_2) d\mathbf{x} + \mu \int \frac{1}{2} (\|\nabla \phi(\mathbf{x})\| - 1)^2 d\mathbf{x} \\ + \nu \int \|\nabla H(\phi(\mathbf{x}))\| d\mathbf{x} + \underbrace{k_3 \int \|I(\mathbf{x}) - c\|^2 H(\phi(\mathbf{x})) d\mathbf{x}}_{E^G}$$

[0078] 其中  $\mu, \nu, k_3$  为非负权值, c 为演化曲线内部的灰度均值,上式第二项和第三项分别是水平集函数正则项和曲线正则项,作用分别是保证曲线演化方向的准确性和保证分割得到的血管边缘是光滑的。

[0079] 采用变分法极小化能量泛函  $E(\phi, f_1, f_2)$ ,即可得到水平集函数  $\phi$  关于时间 t 的演化方程:

$$[0080] \quad \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi) [-k_1 e_1 + k_2 e_2 + \nu \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + k_3 (I - c)^2] + \mu (\nabla^2 \phi - \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right))$$

[0081] 其中  $\delta_{\epsilon}()$  为 Dirac 函数,  $e_1(x) = \int K_{\sigma}(y-x) |I(x) - f_1(y)| dy$ 。用差分法将演化方程离散化,任意给定初始水平集函数  $\phi_0$ ,经过 N 次迭代后得到离散化方程的稳定解  $\phi_N$ ,  $\phi_N$  中大于零的点集为眼底血管图像,等于零的点集(即  $\phi_N$  的零水平集函数)为眼底血管边缘。附图 7 给出了曲线演化的过程,红色曲线表示当前演化状态下  $\phi$  的零水平集函数位置。附图 8 是对眼底图像中血管的最终分割结果。对附图 2 所示的眼底图像,相关参数



设置如下： $k_1 = k_2 = \mu = 0.03, k_3 = \nu = 1, \sigma = 4$ 。迭代步长为 0.05，迭代终止条件是  $|\phi^{n+1} - \phi^n| < 0.01$ ， $n$  为迭代次数。

[0082] 附图 9 ~ 附图 12 展示了另一个医学眼底图像实例中血管分割的过程和结果，由图可知，本发明可以完整地分割出眼底图像血管，大部分的小血管都被成功分割。本发明提取到的血管具有很好的连通性，参数设置稳定，具有很好的鲁棒性，对不同亮度的眼底图像都能有效地提取到血管区域。

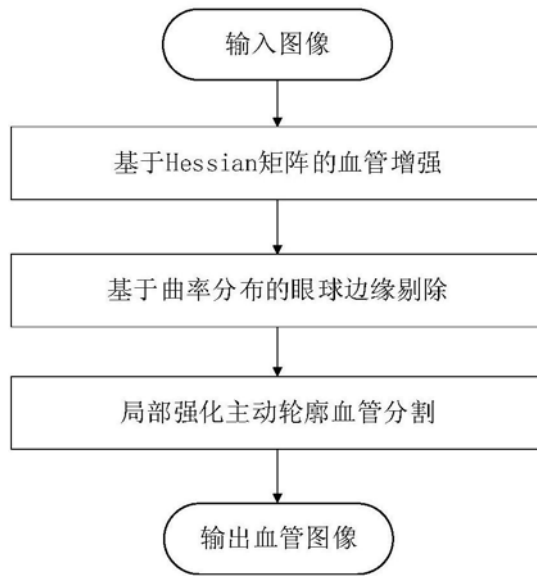


图 1

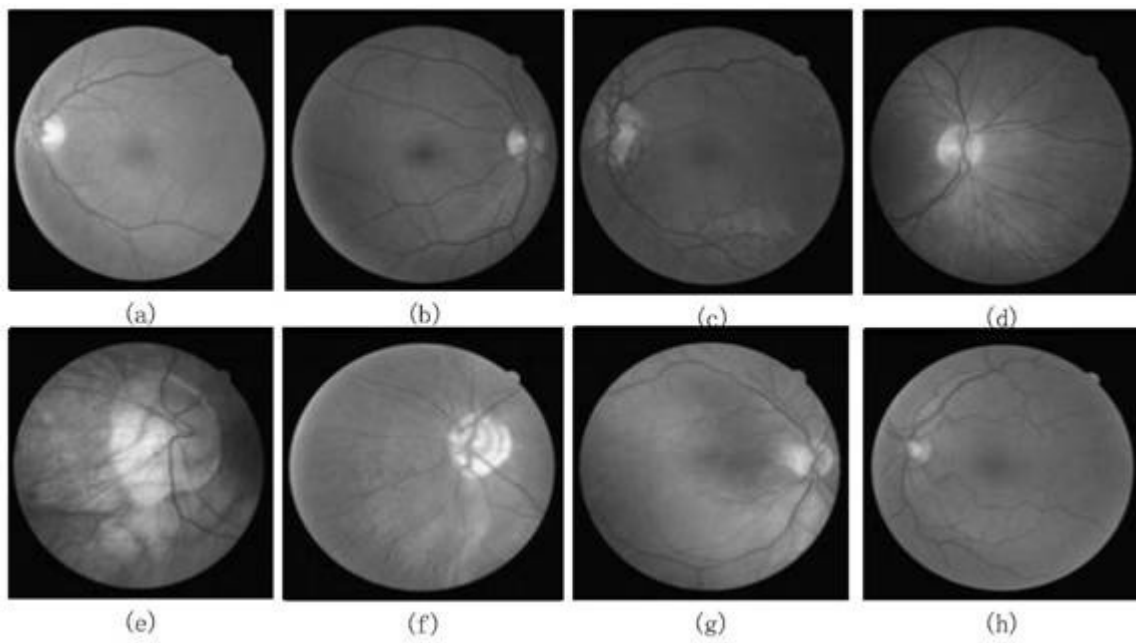


图 2



图 3

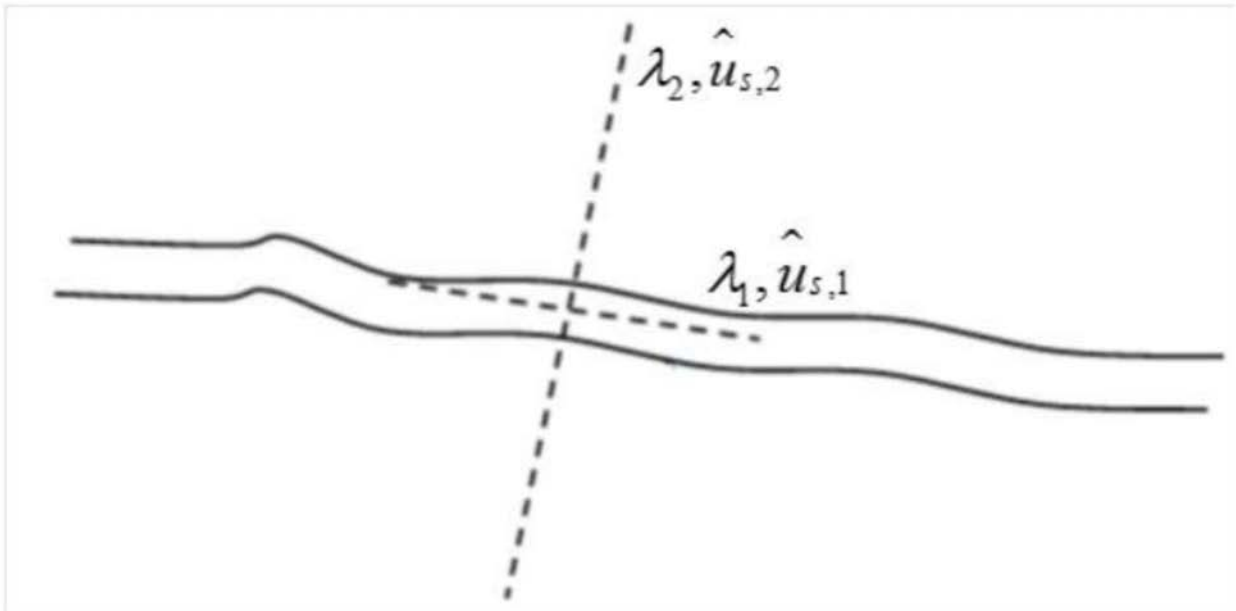


图 4

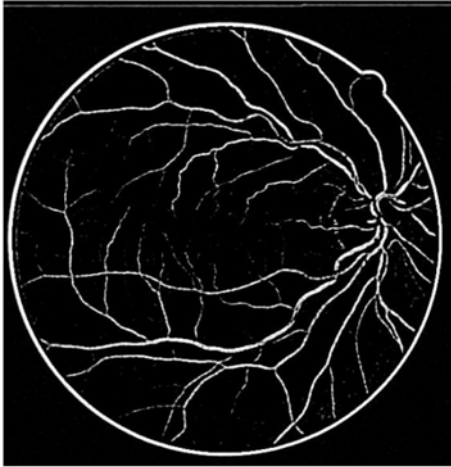


图 5

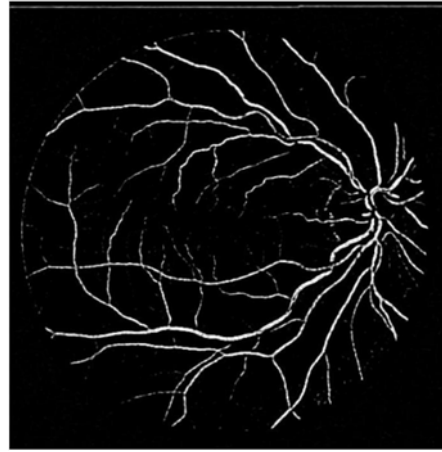


图 6

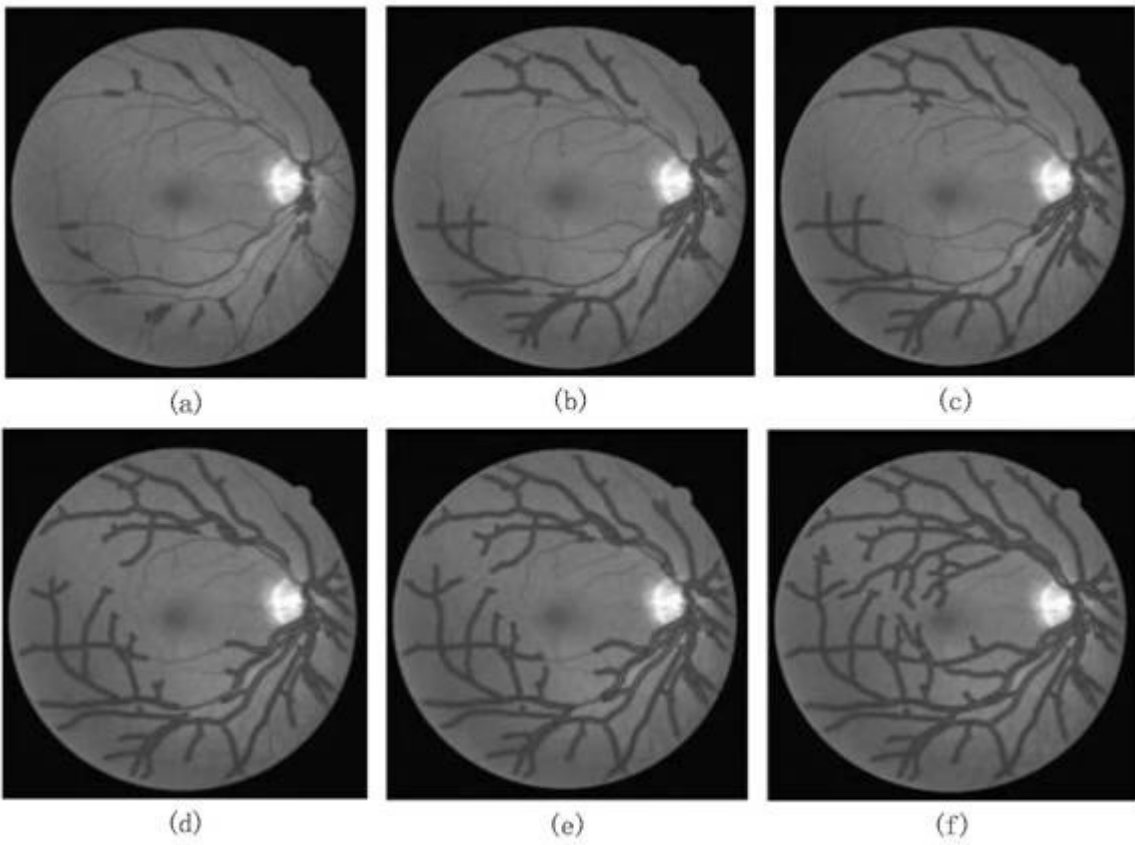


图 7



图 8



图 9

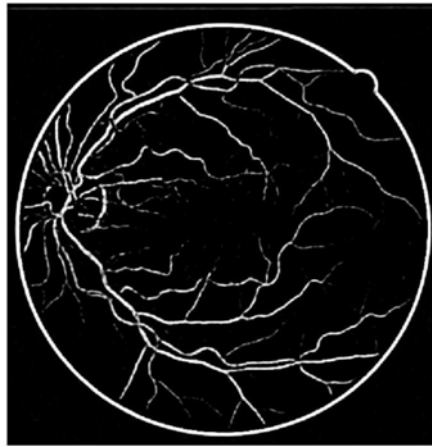


图 10

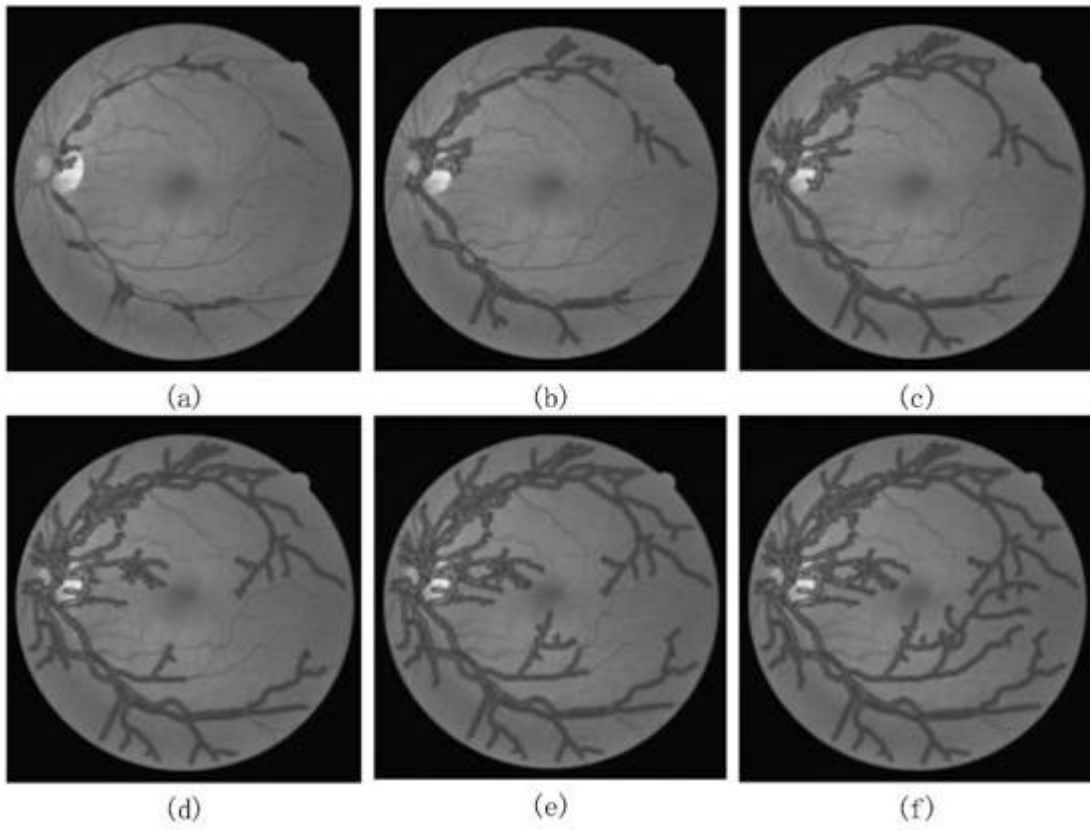


图 11

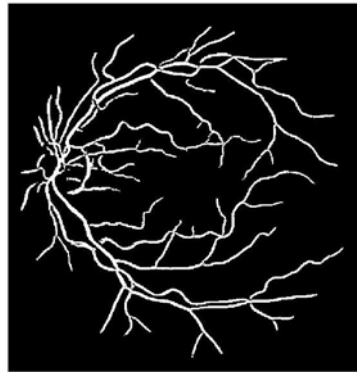


图 12