

基于 Hessian 矩阵的冠脉造影图像分割与骨架提取

秦红星^{1,2} 黄晓雪^{1,2}

(1. 重庆邮电大学计算机科学与技术学院, 重庆, 400065; 2. 重庆邮电大学计算智能重庆市重点实验室, 重庆, 400065)

摘要: 针对冠脉造影图像模糊、对比度低等导致的冠脉血管提取不完整、骨架不连续等问题, 提出一种基于 Hessian 矩阵的多尺度冠脉分割与骨架提取算法, 并估计血管半径值, 为冠脉结构的三维重建奠定基础。该方法利用 Hessian 矩阵特征值对应线性目标的关系, 构造一个新颖的血管相似性响应函数, 对冠脉增强并阈值化得到分割结果, 同时由 Hessian 矩阵确定冠脉血管的法线方向, 通过求解法线方向上的极值点得到冠脉骨架的初始像素点集, 以此来提取冠脉血管的欧氏骨架。实验结果表明, 该算法简洁高效, 相比现有算法能提取到更多的细小分支, 得到的冠脉骨架完整, 半径估计准确。

关键词: 冠脉造影图像; Hessian 矩阵; 对数变换; 中轴转换; 欧氏骨架

中图分类号: TP391 文献标识码: A

Coronary Angiography Image Segmentation and Skeleton Extraction Based on Hessian Matrix

Qin Hongxing^{1,2}, Huang Xiaoxue^{1,2}

(1. College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing, 400065, China; 2. Chongqing Key Laboratory of Computational Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing, 400065, China)

Abstract: Due to incompletely extracted coronary vessels and discontinuous skeleton caused by image blurring and low contrast of coronary angiogram, a multi-scale coronary segmentation and skeleton extraction method is proposed based on the Hessian matrix. Vessel radius to be estimated also lays the foundation of three-dimensional reconstruction of coronary structure. By using the relations between Hessian matrix eigenvalues and line items, a novel vesselness measure is constructed and obtain a segmented result enhancing and thresholding coronary are segmented. The normal direction of the coronary vessels is determined by the Hessian matrix, and an initial set of coronary skeleton pixels is obtained by extreme points through solving the normal direction. Therefore, Euclidean skeleton of coronary vessels are extracted. The experiment result indicates that the algorithm is concise and effective. Also it can extract more tiny branches comparing with the existing algorithms. It can get a completed coronary skeleton and estimate radius accurately.

Key words: coronary angiography image; Hessian matrix; logarithmic transformation; medial axis transform; Euclidean skeleton

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(61100113)资助项目; 国家教育部留学回国基金教外司留([2012]940)资助项目; 重庆自然科学基金重点项目(cstc2013jjB40003); 重庆市首批青年骨干教师项目(渝教人[2011]31)资助项目; 重庆市基础与前沿研究计划(cstc2013jcyjA400062)资助项目; 重庆邮电大学学科引进人才基金(A2010-12)资助项目; 重庆市研究生科研创新(CYS14142)资助项目。

收稿日期: 2016-04-04; **修订日期:** 2016-07-10

引言

冠心病是目前全球关注度最高的健康问题之一,其高死亡率、高致残率和高复发率导致了沉重的经济和社会负担。冠状动脉造影是目前被应用于临床诊疗冠心病的最佳技术,它可以使医生和患者清晰地观察到冠状动脉腔有无超过 50% 的狭窄、有无血栓和血管壁钙化等病症,使冠心病的诊断更直观和科学。从造影图像中精确地提取冠脉结构及骨架可以辅助医生诊断冠心病、对血管狭窄程度进行评估和量化,同时也是冠脉血管树三维重建的重要基础^[1]。但由于冠状动脉本身的拓扑结构复杂且造影剂分布不均,使得造影图像不可避免地具有模糊、对比度低等缺陷,这些问题使得冠脉血管的分割非常困难,尤其是细小血管和末梢血管很难与背景区分开,从而不能得到冠脉血管树的全局结构,也导致提取的血管骨架不连续。

文献[2,3]提出单尺度下的非线性二阶偏微分滤波技术,增强血管结构;文献[4]提出一种基于各向异性的滤波增强技术,在血管的局部方向进行非线性平滑。由于这些方法只进行了单一尺度的操作而没有考虑多尺度情况下算法的适应性,因此要在很大范围内检测血管,而为了处理体素的各向异性噪声,上述几种方法通常还需对数据集进行重采样。由此文献[5]提出一种基于 Hessian 矩阵的血管提取方法,利用 Hessian 矩阵的线性结构相似性测度分析图像,使血管区域得到了很好的增强效果,但该算法仍存在一些局限性,如边缘扩散、血管相似性函数中涉及的比例因子难以确定等,这些都严重影响后续的分割效果。为了对冠脉结构进行三维重建,还需要应用冠脉骨架及半径信息,目前常用的骨架提取算法主要有以下 4 种:拓扑细化^[6]法、基于 Voronoi 图的离散域^[7]法、基于数学形态学^[8]和基于距离变换^[9]法。这些方法虽然都能提取出形状的骨架,但都对轮廓噪声非常敏感,因此会产生冗余的骨架分支,进而还需要相应的骨架裁剪算法辅助计算。

针对上述问题,本文首先提出一种改进的多尺度 Hessian 矩阵分割算法,该算法使用一种更为鲁棒的血管相似性响应函数,省去比例因子等参数的设置,然后阈值化得到分割结果。下一步,根据中轴转换与最大内切圆原理定义冠脉骨架,先由 Hessian 矩阵确定冠脉血管的法线方向,求解法线方向上的极值点得到骨架的初始像素点集,再求取冠脉树的欧氏骨架,并估计血管半径值。本文分别对左、右冠脉造影图像做了分割与骨架提取实验,实验结果与其他算法比较,本文算法省去参数的选择过程,结果更为鲁棒,同时能够提取更多的细小血管,重建结果也验证了本文方法求得的骨架和半径具有很高的准确性。

1 冠脉造影图像分割

1.1 Hessian 矩阵基本原理

假设将二维造影图像 $I(x, y)$ 看作是由像素点的坐标及其对应的灰度值构成的三维曲面 C , 则该三维曲面上的点坐标可以表示为

$$C = \{(x, y, I) \mid I = I(x, y)\} \quad (1)$$

式中: (x, y) 为像素位置坐标; $I(x, y)$ 为图像灰度值。判断 $I(x, y)$ 中的一点 $P = (x, y)$ 是否属于血管结构,可以分析该点某个邻域的泰勒级数展开式,即有

$$I(P + \Delta P) \approx I(P) + \Delta P^T \nabla I(P) + \Delta P^T H(P) \Delta P \quad (2)$$

式中: ΔP 为点 P 在其某个领域的变化量; $\nabla I(P)$ 为图像在点 P 的梯度; $H(P)$ 为 P 的 Hessian 矩阵。

Hessian 矩阵被广泛用于检测和分析特定形状,在点 $P = (x, y)$ 处,该曲面的曲率可以用 Hessian 矩阵表示为

$$H(P) = \begin{bmatrix} I_{xx}(P) & I_{xy}(P) \\ I_{yx}(P) & I_{yy}(P) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$\mathbf{H}(\mathbf{P})$ 中的元素 $I_{xx}(\mathbf{P}), I_{xy}(\mathbf{P}), I_{yx}(\mathbf{P})$ 和 $I_{yy}(\mathbf{P})$ 表示图像的二阶方向导数,用 $\lambda_{\sigma,i}, \mathbf{v}_{\sigma,i} (i=1,2)$ 分别为尺度 σ 下 Hessian 矩阵的特征值和特征向量,假设 $|\lambda_1| < |\lambda_2|$,则由特征值的定义

$$\mathbf{H}(\mathbf{P})_{\sigma} \mathbf{v}_{\sigma,i} = \lambda_{\sigma,i} \mathbf{v}_{\sigma,i} \quad (4)$$

以及

$$\mathbf{v}_{\sigma,i}^T \mathbf{H}(\mathbf{P})_{\sigma} \mathbf{v}_{\sigma,i} = \lambda_{\sigma,i} \quad (5)$$

分析式(4,5)可以得到以下几何解释:由 Hessian 矩阵的特征值分解得到两个正交的方向向量,且在一定尺度因子下保持不变。特征值 λ_1 与其相应的特征向量 \mathbf{v}_1 分别表示了曲面曲率小的强度和方向,同理特征值 λ_2 与特征向量 \mathbf{v}_2 则表示了曲面曲率大的强度和方向, \mathbf{v}_1 平行于血管轴, \mathbf{v}_2 垂直于血管轴。当血管处于低灰度的造影图像中时,血管点的特征是 $\lambda_1 \approx 0, \lambda_2 \geq 0$ 。针对二维图像中斑状与线状几何结构,相应的 Hessian 矩阵特征值大小及符号不同,可构建血管增强滤波器。

Frangi 等^[5]定义二维的血管相似性响应函数为

$$v(\mathbf{P};\sigma) = \begin{cases} e^{(-\frac{R_B}{\beta})} \times (1 - e^{-\frac{S}{c}}) & \lambda_2 \leq 0 \\ 0 & \lambda_2 > 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $R_B = \lambda_1 / \lambda_2$ 用于在二维图像中区分球状结构和管状结构; $S = \|\mathbf{H}\|_F = \sqrt{\sum_{j \leq 2} \lambda_j^2}$ 为 Hessian 矩阵的 F 范数; β 和 c 分别为控制线性滤波器在 R_B 和 S 下敏感度的比例因子。

文献[10]提出另一种基于 Hessian 矩阵的血管响应函数,其二维图像的函数表达式为

$$v(\mathbf{P};\sigma) = \begin{cases} |\lambda_2| - |\lambda_1| & \lambda_2 < 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

当像素点属于局部线状结构时, $v(\mathbf{P};\sigma)$ 趋近于 1;当像素点属于局部斑状结构时, $v(\mathbf{P};\sigma)$ 则接近于 0。相比文献[5]提出的血管相似性响应函数,文献[10]提出的方法避免了参数的选择,函数更为简单有效,但其对噪声的响应也较大。

1.2 基于 Hessian 矩阵的多尺度冠脉分割

然而上述两种血管滤波器对冠脉造影图像的增强效果也并不够理想,主要存在以下几个问题:(1) 图像的二阶微分对噪声非常敏感,造成增强后的冠脉边缘扩散;(2) 血管相似性响应函数中的比例因子 β 和 c 难以设置。

为解决上述问题,首先依据线性尺度空间理论^[11,12],由图像和一定尺度下高斯滤波器 $g(\mathbf{P},\sigma)$ 的二阶偏微分卷积,可以求得图像的二阶导数,即

$$I_{x,y}(\mathbf{P},\sigma) = g_{x,y}(\mathbf{P},\sigma) * I(\mathbf{P}) \quad (8)$$

其中,高斯函数表示为

$$g(x,y,\sigma) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2}\right) e\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

高斯函数作为卷积核是实现尺度变换的唯一线性核,使用高斯滤波器与冠脉图像进行卷积滤波,可以平滑图像去除噪声,由于式(8)所得结果与 σ^2 成反比,为了使各个尺度的响应可比较,本文将 $I_{x,y}(\mathbf{P},\sigma)$ 乘以当前点尺度因子 σ 的平方作为输出图像,以此消除高斯滤波带来的边缘扩散的影响。

其次本文采用一种新的血管相似性响应函数

$$v(\mathbf{P},\sigma) = \begin{cases} \ln(|\lambda_2| + 1) & |\lambda_1| < 1, \lambda_2 > 0, |\lambda_2| > 4 \times \ln(\sigma^2) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$v(\mathbf{P},\sigma)$ 值决定了像素点属于血管结构的可能性,值越大像素点属于血管结构的可能性就越大。对数变换作为空间域图像增强方法中最常用的变换之一,用于扩展被压缩的高值图像中的暗像素。通过对图像灰度值范围较小的进行扩展,而对灰度值范围较大的进行压缩处理,使得窄带低灰度输入图像值

映射为宽带输出值^[13]。由于 Hessian 矩阵的特征值大小及符号不同决定了图像中不同的几何结构,例如当 λ_2 为正表明几何结构暗背景亮,反之 λ_2 为负表明几何结构亮背景暗, λ_1 取低值代表线状结构,取高值代表斑状结构。针对 λ_2 的取值特点以及多尺度变化,本文对所提出的血管相似性响应函数定义域范围作出调整,扩大了输出值的范围。

上述 3 种血管相似性响应函数中讨论的血管均为亮背景下的暗结构,如果图像中背景为暗血管结构为亮,则只需将特征值的符号取反即可。令尺度因子 σ 的取值范围为 $[\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$,在图像中各个点处选择多个 σ 值,每个尺度因子对应着一个特征函数 $v(\mathbf{P}; \sigma)$ 的响应值,取各个尺度下特征函数 $I(\mathbf{P}; \sigma)$ 的最大值作为当前点的输出值,这样就得到了血管特征增强结果,即

$$I_{\max}(\mathbf{P}, \sigma) = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} v(\mathbf{P}, \sigma) \quad (11)$$

再利用 OTSU 算法^[14]快速计算分割阈值,对滤波增强后的冠脉造影图像进行阈值化,得到最终的分割结果。

2 冠脉骨架

冠脉骨架提取是对冠脉树进行拓扑结构分析,以及根据不同角度造影图像重建冠状动脉三维结构的重要基础。一个好的骨架提取方法求得的骨架应该连续准确、抗噪能力好,并可根据其重建出原始对象形状。

2.1 骨架定义

根据 Blum 等^[15]提出中轴转换概念并结合冠脉血管线性结构的特征,对冠脉树骨架做出如下定义:假设冠脉图像中目标形状的边界 C 是一条连续的封闭曲线,其内部平面形状 F 代表目标形状的内容,如图 1 所示,则相应的骨架 S 就是形状 F 内所有最大内切圆圆心的轨迹。

由图 1 可以发现,除了骨架端点以外几乎所有的骨架点都至少有两个与它距离最近的边界点,这些点将边界分为不同的线段。在图 3 中以点 p 为中心的最大的内切圆与边界 C 有两个切点 q_1 和 q_2 ,这两个切点将边界 C 分为线段 A 和线段 B 。如果 q_1, q_2 之间的距离大于某一固定值 ρ ,则 p 点就是一个骨架点。这个固定值被称之为剩余距离^[16],它可以用来形成一个裁剪后的骨架,其模值决定了从原始形状获取骨架的准确性。

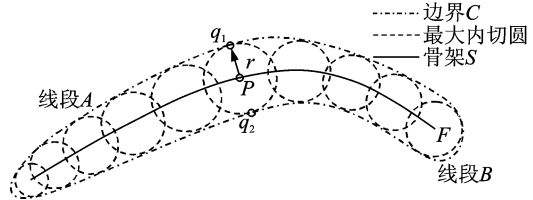


图 1 骨架定义图

Fig. 1 Skeleton Definition

2.2 基于 Hessian 矩阵的骨架点提取

本文在上述分割结果结果的基础上,利用 Hessian 矩阵进一步确定冠状动脉血管的法线方向,求解法线方向上的极值点得到冠脉骨架的初始像素点集,以此初始点集作为输入,判断其中每个像素点与其 8 个邻域点组成的点对是否满足文献^[17]的连通性准则,如果其中有任何一个点对满足,则这个像素点就是骨架点,否则,如果 8 个点都对都不满足条件,则这个像素点就不是骨架点,其中寻找到每个像素最近邻边界点的相对位置可以由有符号连续的欧氏距离 8SSD(Signed sequential Euclidean distance)图^[18]求得。

由文献^[17]知,血管剖面的灰度近似呈高斯分布,可以将冠脉骨架看做线条边缘函数,其微分特性为一阶导数值为零,二阶导数幅值最大。求离散高斯核函数的一阶、二阶导数,分别记为 $g_x, g_y, g_{xx}, g_{yy}, g_{xy}$ 和 g_{yx} ,分别与图像卷积得偏导数 $h_x(x, y), h_y(x, y), h_{xx}(x, y), h_{yy}(x, y), h_{xy}(x, y)$ 和 $h_{yx}(x, y)$, Hessian 矩阵的绝对值较大的特征值 λ_2 相应的特征向量 \mathbf{v}_2 指示了血管的法线方向,用 (n_x, n_y) 表示。以

点 (x_0, y_0) 为基准点, 则 (x_0, y_0) 相邻像素的灰度可用血管方向表示为

$$I[(tn_x + x_0), (tn_y + y_0)] = h(x_0, y_0) + tn_x h_x(x_0, y_0) + tn_y h_y(x_0, y_0) + \frac{1}{2} t^2 n_x^2 h_{xx}(x_0, y_0) + \frac{1}{2} t^2 n_y^2 h_{yy}(x_0, y_0) + t^2 n_x n_y h_{xy}(x_0, y_0) \quad (12)$$

令 $\frac{\partial}{\partial t} I[(tn_x + x_0), (tn_y + y_0)] = 0$, 可得

$$t = -\frac{n_x g_x + n_y g_y}{n_x^2 g_{xx} + 2n_x n_y g_{xy} + n_y^2 g_{yy}}$$

图像灰度的极值点为 $(p_x, p_y) = ((tn_x + x_0), (tn_y + y_0))$ 。

判断每个极值点与其 8 个邻域点组成的点对是否满足的连通性准则

$$\begin{cases} D^2 = |Q_i - Q_j|^2 \geq \rho \\ |Q_i|^2 - Q_j^2 \leq \max(X(Q_i - Q), Y(Q_i - Q)) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $X(\cdot)$ 和 $Y(\cdot)$ 分别为点 x 与 y 的坐标, 具体步骤如图 2 所示。

3 实验结果与分析

本文算法均采用 Matlab 实现, 硬件平台 CPU 为 64 位 Intel Core i5-4200U, 内存 4 GB, 操作系统为 Windows 7。实验数据是 20 幅不同角度拍摄的冠脉造影图像。实验内容包括左、右冠脉的分割以及骨架提取和冠脉重建 3 部分, 其结果如图 3~5 所示。

图 3(a) 左右两边分别为本文选取的两张不同角度拍摄的左、右冠脉造影图像, 其中右边结构更为复杂。根据经验设置尺度因子范围为 $[2, 6]$ 。实验结果表明, 相比经典多尺度 Hessian 矩阵分割算法,

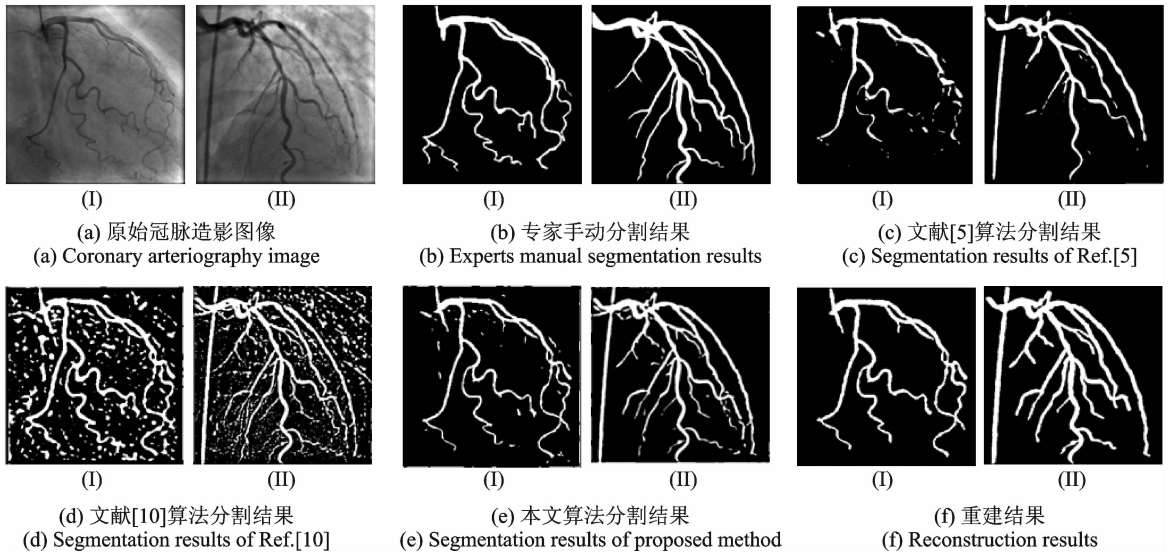


图 3 左右冠脉分割与重建实验

Fig. 3 Left and right coronary segmentation and reconstruction experiment

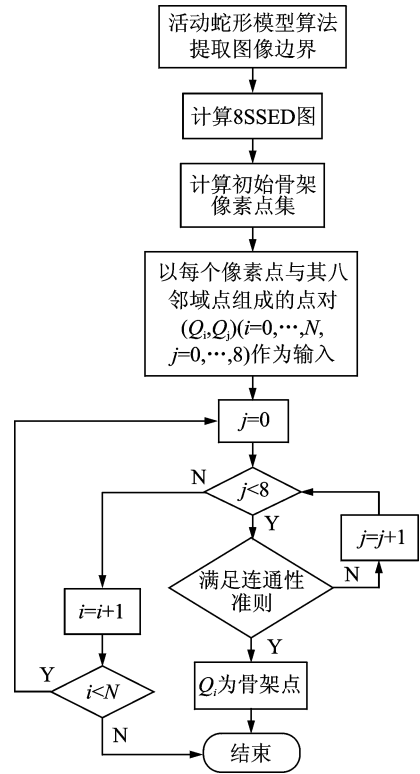


图 2 骨架点提取流程

Fig. 2 Skeleton extraction process

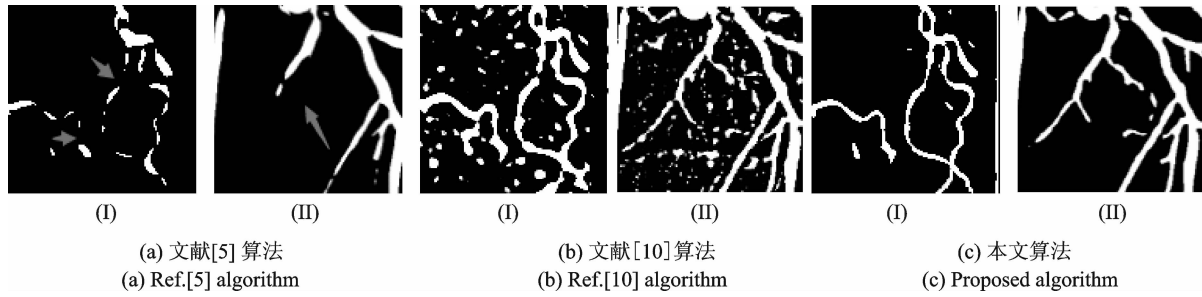


图4 不同算法左右冠脉分割结果的细节对比

Fig. 4 Comparison of different algorithm and segmentation details results

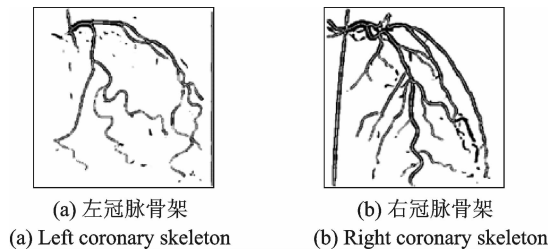


图5 本文算法骨架提取结果

Fig. 5 Skeleton extraction results of proposed algorithm

本文方法在冠脉末梢、细小的血管分支以及低对比度区域的血管提取方面有明显优势,分割得到的冠脉树更加完整和精确。

实验结果与专家手动分割结果比较,文献[5,10]的算法虽然能够提取出冠脉树结构,但都存在很多问题,文献[5]算法分割得到的血管边缘相对模糊,且在微细的血管结构处存在严重的边缘泄露,以及小血管缺失现象。而文献[10]算法分割得到的结果虽然较为完整,但存在很多噪声。图4为左右冠脉不同算法分割结果细节对比,通过对3种分割结果局部细节的对比,可以发现由文献[5]算法得到的冠脉结构在对比度较低的区域以及微细血管处存在很多断裂,而文献[10]算法提取的冠脉虽然保证了连续性,但存在大量噪声。相比之下,本文算法提取出的冠脉血管更为完整且连续,对于冠脉末梢、细小的血管分支以及低对比度区域的血管也都能成功地检测出,且有效地抑制了背景噪声。

图5为本文骨架提取结果,为了在保持冠脉拓扑信息完整的前提下提取最为简洁的骨架结构,本文通过实验设 $\rho=9$ 。实验表明,本文提取的骨架形状连续且完整。

为了进一步验证本文分割算法与骨架提取算法的有效性,分别将上述实验结果的图像区域面积做比较,计算它们的面积交叠度,定义如下

$$O = \frac{\text{Area}(S_R \cap S_G)}{\text{Area}(S_R \cup S_G)} \quad (14)$$

式中: S_R, S_G 为两幅待比较的图像;Area为目标区域的面积,由目标区域的像素点数目表示。由式(9)可知, O 的取值范围为 $[0,1]$,两幅图像越相似,则 O 越接近于1,当它们完全一致时, O 等于1。表1为两种分割算法得到的结果及重建结果分别与手动分割结果的面积交叠度比较。实验结果表明与文献[5,10]相比,本文算法分割结果与手动分割结果的面积重叠率更高,验证了本文分割的血管结构更完整。

另一方面,计算分割结果中被正确标记为目标像素的比值来评价本文分割算法的敏感性。设 I 为图像, G 为专家手动分割图像目标区域像素点集, R 为待评价分割算法的目标区域像素点集,定义 $FN = G - R$, $TP = R \cap G$,则敏感性(Sensitivity)表示为

表 1 分割及重建结果分别与专家手动分割结果的面积交叠度比较

Tab. 1 Comparison of Segmentation, reconstruction and experts manually segmented results' area overlapping degree

冠脉图像	本文方法	文献[5]方法	重建结果
左冠脉 1	0.841 6	0.826 3	0.836 1
左冠脉 2	0.904 1	0.864 8	0.879 4
右冠脉 1	0.941 3	0.840 3	0.940 7
右冠脉 2	0.954 2	0.940 1	0.951 1

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (15)$$

比值越接近 1 表示算法的敏感度越高,若比值等于 1 则代表所有的目标像素都被正确标记。图 6 所示为本文算法与文献[5,14]算法的敏感度比较,本文冠脉分割算法的 $\text{Sensitivity} = 91\% \pm 2.3\%$,而文献[5]算法的 $\text{Sensitivity} = 81.9\% \pm 0.9\%$,文献[10]算法的 $\text{Sensitivity} = 69.8\% \pm 3.5\%$ 。由图可见本文算法的敏感度更高。

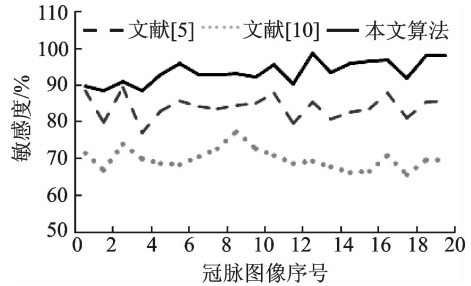


图 6 算法敏感度比较

Fig. 6 Comparison of the sensitivity

4 结束语

冠脉造影图像分割与骨架提取作为医学图像处理的一个重要分支,在冠心病临床诊疗、造影图像后处理及三维冠脉重建等方面都起着不可替代的作用。本文以冠脉造影图像为主要研究对象,提出一种改进的基于多尺度 Hessian 矩阵的冠脉造影图像分割算法,针对传统算法设计中存在的参数选择盲目,以及对细小血管提取不足的问题,提出了一种基于对数变换的血管相似性响应函数,并通过对比实验验证了本文算法的有效性与鲁棒性。本文在分割结果的基础上首先通过 Hessian 矩阵确定血管的法线方向,求解骨架的初始像素点集,克服了轮廓噪声对骨架的影响,从而在一定程度上提高了骨架提取的效率和质量。重建结果与专家手动分割结果的量化比较也验证了本文提取骨架的完整性与半径的准确性。

参考文献:

- [1] 吴诗嫻,吴一全,周建江,等. 面向医学图像分割的直线截距直方图倒数交叉熵方法[J]. 数据采集与处理,2015,30(5): 982-992.
Wu Shihua, Wu Yiquan, Zhou Jianjiang, et al. Segmentation method based on line intercept histogram reciprocal cross entropy for medical image[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(5): 982-992.
- [2] Du Y P, Parker D L. Vessel enhancement filtering in three-dimensional MR angiography[J]. JMRI, 1995, 5(3): 353-359.
- [3] Du Y P, Parker D L. Vessel enhancement filtering in three-dimensional MR angiograms using long range signal correlation [J]. JMRI, 1997, 7(2): 447-450.
- [4] Orkisz M M, Bresson C, Magnin I E, et al. Improved vessel visualization in MR angiography by nonlinear anisotropic filtering [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 1997, 37(6): 914-919.
- [5] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2000, 1496: 130-137.
- [6] Xu J. A generalized morphological skeleton transform using both internal and external skeleton points[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(8): 2607-2620.
- [7] 拓明福,周兴社,李嘉林,等. 基于混成自动机的 CPS 行为建模与属性验证[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(3), 90-95.
Tuo Mingfu, Zhou Xingshe, Li Jialin, et al. Behavior modeling and attribute validation of cyber-physical system(CPS) based on hybrid automata[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(3), 90-95.

- [8] 景少玲,白静,叶鸿瑾. 改进的形态学肺部图像边缘检测[J]. 数据采集与处理,2014,29(1):134-140.
Jing Shaoling, Bai Jing, Ye Hongjin. Edge detection of lung images based on improved morphology[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014,29(1):134-140.
- [9] Díaz P D, Peña C F, Gutiérrez N M A. Cellular automata in image processing and geometry[M]. Berlin: Springer International Publishing, 2014: 47-63.
- [10] Li Q, Sone S, Doi K. Selective enhancement filters for vessels and airway walls in two-and three-dimensional CT scans[J]. Medical Physics,2003,30(8):2040-2051.
- [11] 黄亚丽,刘志文,赵真. 基于 Multi-Scale Retinex 模型的肝脏超声图像增强算法[J]. 数据采集与处理,2013,28(5):597-601.
Huang Yali, Liu Zhiwen, Zhao Zhen. Enhancement of ultrasonic liver images based on multi-scale retinex mode[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013,28(5):597-601.
- [12] Florack L M J, Romony B M T H, Koenderink J J, et al. Scale and the differential structure of images[J]. Image and Vision Computing,1992,10(6):376-388.
- [13] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 2版.北京:电子工业出版社,2007.
Gonzalez R C. Digital image processing using MATLAB [M]. 2nd Ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry,2007.
- [14] 何志勇,孙立宁,陈立国. Ostu 准则下分割阈值的快速计算[J]. 电子学报,2013,41(2):267-272.
He Zhiyong, Sun Lining, Chen Ligu. Fast computation of threshold based on Ostu criterion [J]. Chinese Journal of Electronics,2013,41(2):267-272.
- [15] Blum H, Nagel R N. Shape description using weighted symmetric axis features[J]. Pattern Recognition, 1978,10(3): 167-180.
- [16] Choi W P, Lam K M, Siu W C. An efficient and accurate algorithm for extracting a skeleton[C]//Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain:[s. n.], 2000:742-745.
- [17] Choi W P, Lam K M, Siu W C. Extraction of the Euclidean skeleton based on a connectivity criterion[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(3): 721-729.
- [18] Ye Q Z. The signed Euclidean distance transform and its applications[C]//Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition. Rome, Italy:[s. n.], 1988:495-499.

作者简介:



秦红星(1977-),男,教授,博士生导师,研究方向:计算机图形学、科学计算可视化,E-mail:hxx331202@126.com。



黄晓雪(1990-),女,硕士研究生,研究方向:科学计算可视化。

