

基于 Hessian 矩阵特征值聚类的脑血管分割方法

曹容菲¹, 王醒策¹, 武仲科¹, 周明全¹, 田沅¹, 刘新宇²

(1. 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875; 2. 中国科学院计算技术研究所, 北京 100190)



摘要: 为了从医学图像中获取准确的脑血管信息, 提出了一种新颖的基于 Hessian 矩阵和聚类思想的脑血管分割方法。利用非局部均值滤波方法对原始医学图像数据进行预处理, 减少了成像过程中产生的噪声对血管分割的干扰。利用多尺度邻域信息来计算各像素点的 Hessian 矩阵。求取其特征值并构造为一个向量。对各像素点的特征值组成的向量利用 k-means 方法进行聚类并最终得到血管类的像素点。实验结果表明: 基于 Hessian 矩阵特征值聚类的方法分割得到的结果能够包含所有的脑血管点, 在之后的工作中可在此分割的基础上再进行精细加工, 得到更为精确的血管数据, 这将对基于 Hessian 矩阵的脑血管分割方法研究有着深远的意义。

关键词: 非局部均值滤波; Hessian 矩阵; 特征值; 聚类; 脑血管分割

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2014) 09-2104-07

Cerebrovascular Segmentation Method Based on Hessian Matrix and Clustering

CAO Rong-fei¹, WANG Xing-ce¹, WU Zhong-ke¹, ZHOU Ming-quan¹, TIAN Yun¹, LIU Xin-yu²

(1. College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China)

Abstract: In order to extract the cerebral vessels accurately from medical images, a novel segmentation algorithm based on Hessian matrix and clustering method was proposed. Nonlocal means filtering was used on the original image data to reduce the interference of noise generated in the imaging process. The Hessian matrix of each pixel was computed, which considered the spatial neighborhood information of pixels. Besides, the vectors were constructed by eigenvalues of each Hessian matrix. The vectors above were clustered through the k-means method to get the vessel class. Experimental results indicate that all the vessels pixels are included in the pixels segmented by the proposed method. So other segmentation methods can be done on the pre-segmentation results and more accurate vessels can be obtained, which has the far-reaching significance to the research of cerebrovascular segmentation method based on Hessian matrix.

Key words: nonlocal means filtering; Hessian matrix; eigenvalue; clustering; cerebrovascular segmentation

引言

近年来, 脑血管疾病成为影响人们身体健康的一个重大威胁, 其中每 10 万人中将近有 120-180 个人会发病, 发病后它的致残率大约为 75%, 据相关资料显示, 每年死于脑血管疾病的患者大约有 100 多万, 其中 50% 的脑血管疾病患者的后遗症是不能完全自理, 这给人们的生活带来了极大的不便, 因此对脑血管疾病的准确诊断和提前预防已经成为当前

亟待解决的一项重要课题, 脑血管的精确三维显示可以为医学工作者提供很多血管的形态信息, 便于其观察患者脑血管结构的病变, 因此准确的可视化系统和精确的脑血管分割方法对脑血管病变的自动检测具有重要的意义。

心脑血管疾病主要是由血管狭窄、动脉瘤和动静脉畸形引起。目前, 对于脑血管疾病的诊断主要依赖于各种血管造影技术, 其中磁共振血管造影(Magnetic Resonance Angiography, MRA)因其无创性, 已广泛应用于临床并取得了良好的效果。相比其他血管, 心脑血管有其自身特点, 如形状的复杂性和可变性、灰度的动态变化性、部分血管结构的细小性, 以及血管信号受血液动力学的影响等, 导致对心脑血管的分割困难。

虽然随着血管检查的临床诊断技术的不断完善, 血管

收稿日期: 2014-06-07 修回日期: 2014-07-16
基金项目: 国家自然科学基金(61271366, 61170170, 61170203); 首都科技条件平台专项科学仪器开发培育项目(Z131110000613062); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(2012LYB49)
作者简介: 曹容菲(1988-), 女, 山西长治人, 硕士, 研究方向为三维医学图像处理; 王醒策(通讯作者, 1977-), 女, 博士, 副教授, 硕导, 研究方向为人工智能、模式识别、医学图像处理。

的显示越来越清晰和准确。但为了对脑血管进行定量分析和三维可视化, 以期对临床诊断提供更多帮助, 通常需要将脑血管进行分割提取, 以展示血管的空间走向和结构。由于脑血管分枝众多、形态细小以及位置特殊和形态复杂, 对脑血管的分割一直是个十分棘手的问题。近年来, 已有不少研究者对脑血管的分割算法进行了一些初步研究。根据其分割原理, 针对 MRA 图形的脑血管分割方法主要包括三大类: 基于统计学方法的血管分割, 基于形变模型的血管分割和基于尺度空间的血管分割方法^[1,2]。

其中, 基于尺度空间的血管分割是一种基于 Hessian 矩阵特征值的方法, 函数邻域泰勒展开式中的二阶导数项构成 Hessian 矩阵, 不同的特征值组合对应不同的特征, 可据此将血管与其它结构区分开, 因此这种方法在近年来得到了广泛的应用。

Hessian 矩阵在血管探测中的使用起源于 Koller 等人于 1995 年提出的一种利用 Hessian 矩阵特征值的多尺度增强方法^[3], 可用于检测 2 维和 3 维图像中的血管结构。之后, Krissian^[4]又扩展的 Koller 的工作, 但他们仅仅使用了 Hessian 矩阵的特征向量。Frangi^[5]等人通过分析管状、球状和片状结构在一定尺度下的 Hessian 矩阵特征值的性质, 构造出了用于血管增强的多参数相似性函数。Sato 等^[6]构建了一种基于多尺度法的三维线性增强滤波器, 将其应用于相位对比的 MRA 脑部图像, 将血管结构与其它结构区分开来, 并重构成不同宽度的血管结构。但在 Sato 的测量方法中, 仅仅使用到了两个特征值, 而没有充分利用三个特征值, 但事实上三个特征值在局部方向模式的辨别中都有着非常重要的作用。Li 等^[7]人使用灵敏度与特异性两个概念, 指出 Koller、Frangi 等人所采用的方法在增强血管的同时, 还增强了球状结构, 且没有很好的特异性, 进而根据这一思想提出了一种相似性函数, 其能够在对血管进行增强的同时, 抑制其他结构。Manniesing 等^[8]在尺度空间理论框架下提出了血管增强扩散方法。结合非线性各向异性扩散, 用 Hessian 函数代替各向异性滤波的扩散张量引导和控制扩散。Hernandez 等^[9]在图像的多尺度特征空间中对其二阶导进行统计参数分析, 并借助 Parzen 窗方法进行非参数估计, 然后对血管进行分割。Changyan Xiao^[10]从一个全新的角度出发, 利用应力张量和图像 Hessian 矩阵之间的等价性, 提出了一种新的血管分割公式, 将物理学中的应力张量的概念很好地结合在了血管的分割中。此外, 基于 Hessian 矩阵的方法多次被应用在血管分割中, 包括 Tankyevych^[11]的增强血管连接方法, Descoteaux^[12]的血管结构分割方法等。

Hessian 矩阵是由图像在各个像素处的二阶混合偏导

数构成的, 因此它反映了各像素点处的局部灰度几何信息, 在它的特征值中, 幅值最大的特征值对应的特征向量代表着 P 点曲率最大的方向, 而幅值最小的特征值对应的特征向量代表着 P 点曲率最小的方向。本文根据上述文章中提出的脑血管图像中 Hessian 矩阵特征值和特征向量呈现的规律, 实现了利用特征值进行聚类来达到分割血管的目的, 并取得了不错的分割效果。

本文的结构安排如下: 第一章中总体介绍了本文提出算法的实现流程; 第二章对该算法中涉及到的图像预处理方法以及具体分割过程中用到的多个算法的相关概念进行了详细描述; 第三章展示了本文方法应用在实际医学图像中的血管分割结果, 并与一些经典的 2 维以及 3 维血管分割方法进行了对比, 最后对实验数据进行了详细分析; 在第四章中, 我们对文章内容进行了总结和讨论, 并对未来的工作进行了展望。

1 算法框架

本文提出的算法在实现过程中主要包括以下几个部分: 首先, 利用经典的三维非局部均值滤波方法对原始的医学图像进行预处理, 去除了在成像过程中产生的相关噪声; 其次, 计算各像素点的 Hessian 矩阵, 进而利用各 Hessian 矩阵的特征值构造一个向量; 最后, 利用 k-means 聚类方法对上述特征值构造的向量进行聚类并得到血管像素点类。其具体实现流程如图 1 所示。

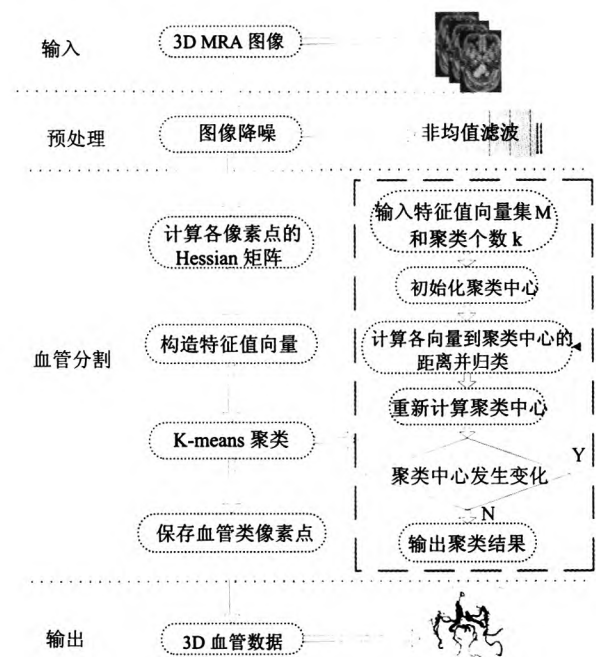


图 1 算法流程图

2 算法模块介绍

2.1 非局部均值滤波

由于 MRA(Magnetic Resonance Angiography)医学图像通常会受到成像设备, 成像环境以及成像过程中移动方式等因素的影响, 其中产生的噪声就难以避免, 这会直接影响图像质量尤其是在脑血管分割过程中很容易引起误差分割结果, 因此, 降噪过程在对图像进行分割前是一个必不可少的预处理步骤。

非局部均值滤波(nonlocal means filter, NLM)方法在 2005 年由 Buades^[13]提出, 它是基于各个像素点的非局部均值实现的。这种方法由于利用了图像各像素点的自相关性, 因此它在有效地去除医学图像在成像过程中产生的噪声的同时, 还能很好保留图像的边缘信息。近年来, 非局部均值滤波方法被广泛应用于 MRA 图像的降噪处理。非局部均值滤波方法充分利用图像中结构模式的自相似性来恢复原始图像, 与其他滤波方法相比, 它具有更加优异的降噪性能。其中文献[14]中应用非均值滤波方法得到了不错的效果。所以我们采用 3 维的非局部均值滤波对原始医学图像进行预处理, 能够在去除相关噪声的同时尽量保持原图像的边缘信息。

针对像素集合 I 中某一个像素点 i , 假设医学图像的观测值为 $v = \{v(i) | i \in I\}$, 可以把它看做是如下所示的一个没有噪声的图像 $L(i)$ 和噪声的线性组合 $n(i)$:

$$v(i) = L(i) + n(i) \quad (1)$$

因此, 降噪的目的就是在图像观测值 y 已知的情况下, 找到一个对没有噪声的图像的一个估计值 $\hat{L}(i)$, 因此非局部均值滤波结果 $\hat{L}(i)$ 可以表示为噪声图像 $v(i)$ 中所有像素的加权平均:

$$\hat{L}(i) = \sum_{j \in I} w(i, j) v(j) \quad (2)$$

其中权值 $\{w(i, j)\}_j$ 由像素点 i 和像素点 j 之间的相似度决定, 其定义如下:

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}} \quad (3)$$

其中: 参数 h 来控制滤波的程度, $Z(i)$ 在这里是归一化常量,

$$Z(i) = \sum_j e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}} \quad (4)$$

$Z(i)$ 由像素点 i 和像素点 j 之间的相似度依赖于灰度向量 $v(N_i)$ 和 $v(N_j)$, 其中 N_k 表示一个以 k 为中心的具有固定大小的图像块。灰度向量的相似度定义为一个带权值的欧式距离 $\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}$, 在这里 $a > 0$ 表示高斯核的标准差。

2.2 Hessian 矩阵

对图像 L 的局部行为进行分析的一般方法是考虑它在某一点 x_0 周围邻域的泰勒展开,

$$L(x_0 + \delta x_0, \sigma) \approx L(x_0, \sigma) + \delta x_0^T \nabla_{0,\sigma} + \delta x_0^T H_{0,\sigma} \delta x_0 \quad (5)$$

上述展开式约等于图像结构的二阶导数结构, $\nabla_{0,\sigma}$ 和 $H_{0,\sigma}$ 是图像在像素点 x_0 处在尺度 σ 下的梯度向量和 Hessian 矩阵。为了更加恰当地计算这些差分操作, 通常使用线性尺度空间理论, 因此差分被定义为对高斯导数进行的一个卷积操作:

$$\frac{\partial}{\partial x} L(x, \sigma) = \sigma^T L(x) * \frac{\partial}{\partial x} G(x, \sigma) \quad (6)$$

其中, 高斯函数定义为

$$G(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\|x\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

各像素点的 Hessian 矩阵是由二阶混合偏导组成的, 以三维图像为例, 则像素点 P 的 Hessian 矩阵是一个 3×3 的实对称矩阵, 它可以表示为:

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix}, \text{ 其中 } I_{ab} = \frac{\partial^2 I}{\partial a \partial b} \quad (8)$$

其中, I_{ab} 表示图像在 a 方向和 b 方向上的二阶混合偏导数, 这个二阶混合偏导是利用点 P 在各个方向上灰度的变化来求取的, 因此需要遍历图像中的所以像素点并求出每个像素点的 Hessian 矩阵。为了计算 Hessian 矩阵的这些微分操作符, 微分常常被定义为原始数据与高斯滤波器的导数卷积。所以在标准差为 σ 的情况下, 则有

$$I_{xx}(v) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} G(v) * I(v) \quad (9)$$

其中 $G(v)$ 表示高斯函数, $I(v)$ 表示图像的灰度值, 分析此 Hessian 矩阵的特征向量和特征值, 可对血管的探测起到判断作用, 用 λ_k 表示第 k 个幅度最小的特征值, 用 \bar{e}_k 表示对应的 k 个特征向量, 在 Hessian 矩阵的 3 个特征值 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 ($|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$) 中, 幅值最大的特征值对应的特征向量代表着 v 点曲率最大的方向, 而幅值最小的特征值对应的特征向量代表着 v 点曲率最小的方向。

基于二阶血管分割方法的基本假设是血管能够通过一个局部显著的低曲率方向(血管方向)和一个高曲率平面(血管横截面)进行检测。该方法的基本思想是基于如下准则的:

$$\begin{cases} \lambda_1 \approx 0, \lambda_2 \approx \lambda_3 \leq 0, & \text{管状结构} \\ \lambda_1 \approx 0, |\lambda_3| \gg |\lambda_2| \approx 0, & \text{薄片状结构} \\ \lambda_1 < 0, |\lambda_2| \approx |\lambda_3| \gg 0, & \text{团状结构} \end{cases}$$

2.3 特征值向量的构造

在 2.2 节中, 本文描述了如何求取图像中各像素点的

Hessian 矩阵, 进而我们可以得到各个 Hessian 矩阵的特征值。得到各像素点的 Hessian 矩阵后, 可以很容易求出矩阵的特征值, 对于三维图形而言其 Hessian 矩阵的特征值有三个, 而二维图形的特征值是两个, 为了便于对其特征值进行聚类, 在本文中我们首先按照绝对值从小到大的顺序在每个像素点处对得到的特征值进行排列, 然后将其组成一个向量, 例如三维图像的特征值向量就是由三个特征值组成的三维向量, 二维图像的则是由两个特征值组成的二维向量。

对于 3 维的像素点, 我们可以得到三个特征值 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 , 因此我们可以构造出一个由特征值组成的向量 \vec{m} , 其中 \vec{m} 的表达式如下所示:

$$\vec{m} = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3] \quad (10)$$

其中, $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$, 向量 \vec{v} 中各个特征值是按照绝对值的大小从小到大排列的, 因此按照这种方式, 我们对图像序列中的所有像素点构造各自的特征值向量, 最终会得到一个特征值向量的集合 $M = \{\vec{m}(i) | i \in I\}$ 。

2.4 特征值聚类

聚类是数据挖掘领域中重要的技术之一, 用于发现数据中未知的分类, 因此已经越来越受到人们的肯定。聚类算法是机器学习的重要内容之一, 近年来已广泛应用于图像分割和图像处理中。

K-means 算法的基本思想是: 以空间中 k 个点为中心进行聚类, 对最靠近他们的对象归类。通过迭代的方法, 逐次更新各聚类中心的值, 直至得到最好的聚类结果。该算法的最大优势在于简洁和快速, 时间复杂度为 $O(n)$, 与样本数量线性相关, 并且适用于大规模数据。算法的关键在于初始中心的选择和距离公式。在本文中, 将 k 设置为 3, 即图像被聚为 3 类, 因为在图像中由于有背景和前景的区别, 同时前景脑结构中又有血管和非血管组织之分, 所以本文认为将大脑图像中的像素点数据分为 3 类是较合适的, 即图像背景类, 血管类, 非血管的脑组织类。

在聚类过程中, 首先要定义相似性度量方法, 对象之间的差异或相似程度可以通过计算相应两个对象之间距离来确定, 本文采用最常用的距离公式即欧式距离, 具体公式内容如下所示:

$$d(i, j) = \sqrt{(|\lambda_{i1} - \lambda_{j1}|^2 + |\lambda_{i2} - \lambda_{j2}|^2 + |\lambda_{i3} - \lambda_{j3}|^2)} \quad (11)$$

其中 $d(i, j)$ 表示第 i 个向量和第 j 个向量之间的距离或差异程度, 第 i 个向量用 $[\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \lambda_{i3}]$ 来表示, 第 j 个向量用 $[\lambda_{j1}, \lambda_{j2}, \lambda_{j3}]$ 来表示, 对 2.3 节得到的特征值组成的向量, 本文中通过 K-means 算法对其进行聚类, 将所有向量聚为三类(血管类, 脑组织类, 背景类), 其具体的聚类实现过程如下所示:

(1) 输入待聚类的特征向量集 M , 以及聚类的个数 k 。

(2) 从向量集 M 中随机取 k 个向量 $\{\vec{m}_1, \vec{m}_2, \dots, \vec{m}_k\}$, 作为 k 个初始的聚类中心。

(3) 分别计算剩下的每个元素到 k 个聚类中心的距离 $\{d_1, d_2, \dots, d_k\}$, 选择其中最小的那个距离, 并将该元素归类到距离最小即最相似的类中。

(4) 根据聚类结果, 重新计算 k 个聚类中心, 计算方法是取类中所有元素各自维度的算术平均数。

(5) 将当前计算得到的新的聚类中心与上一次得到的 k 个聚类中心进行比较, 如果聚类中心发生了变化, 则转到(2)中执行, 否则, 执行下一步。

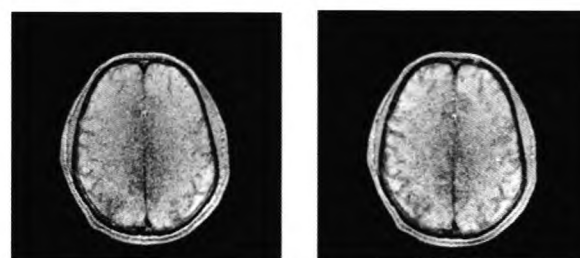
(6) 将聚类结果输出。

3 实验结果

本文的软件平台为 Windows XP, VC 6.0, Matlab 7.0 及 VTK 5.0, 硬件系统为 Intel™ Core™ 2 CPU, 2.00GB 内存, NVIDIA Quadro FX 550 显卡。本文中提出的脑血管分割算法分别对 2 维的图片和 3 维的体数据进行了测试验证。其中, 实验中用到了一组包含 136 幅 TOF MRA 图像的 3 维临床病人数据, 它来源于中国人民解放军海军总医院脑血管病例数据, 图像间最大间隔 2.1mm, 最小间隔 0.7mm, 重构直径 200mm, 定义为数据 1。另外的实验数据包括之前一些学者常用做血管分割实验的图像以及自绘的一些图片。

3.1 非局部均值滤波结果

图 2 是 3 维的临床医学 MRA 图像在经过非局部均值滤波前后的对比图。其中, 图 2(a)是原始图像, 图 2(b)是经过非局部均值滤波预处理后得到的图像, 由图 2(b)可以看出, 经过滤波后, 图像表现出了明显的平滑效果, 但是图像中各边缘的信息仍然得到了保留。



(a) 原始图像

(b) 非局部均值滤波结果

图 2 滤波前后对比图

3.2 二维图像实验结果

根据本文中提出的分割算法, 我们做了大量的实验, 并与传统的 Frangi 提出的利用 Hessian 矩阵的血管分割方

法进行了比较和分析。其中,我们利用 itk 分别对二维和三维图像进行了 Hessian 矩阵以及其特征值的求取,并将聚类结果利用 vtk 进行了显示。

首先,我们对一组二维的图像进行了实验和分析,图 3 中显示的是一张 dicom 图像经过传统的 Frangi 血管分割方法的分割和利用本文提出的方法进行分割后的结果对比图。从图 3(c)中可以看出,通过本文聚类方法可以得到几乎所有的血管类像素点。

图 4 中我们还对两幅单张的血管灰度图利用本文方法进行了聚类实验。其中,图像 1 的大小为 131*103,图像 2 的大小为 110*111。同时,我们还将利用李春明^[15]的 LBF 方法进行轮廓演化的结果和 Frangi 方法分割结果分别与本文聚类结果进行了对比。从图中可以看出,在 LBF 方法结果中大的血管轮廓基本上被分割了出来。通过对图像各像素点 Hessian 矩阵的特征值组成的向量进行聚类后,与 Frangi 方法分割得到的血管点大致相同,几乎包含了所有的像素点。因此,利用本文提出的聚类方法进行分割的结果不仅分割出较大的血管,而且一些细小的血管也同时被

分割出来,所以本文的聚类方法对 2 维图形的分割具有较好的效果。

为了对图像 1 和图像 2 中不同行上面分割出的血管点数进行分析,我们对本文提出的特征值聚类方法,Frangi 的方法以及李春明的 LBF 方法分别血管像素点进行了统计,下表 1 为在图像 2 上三种方法的分割结果在不同的行上分割出来的血管像素点的个数。

对于 LBF 方法,Frangi 方法以及特征值聚类方法的分割结果数据,我们进行了详细的对比分析,其中我们构造了如下公式(12)和(13)来作为比较的依据:

$$P_i = \frac{A_i \cap T}{T} \times 100\% \quad (12)$$

$$T = A_1 \cup A_2 \cup A_3 \quad (13)$$

其中: A_i 表示第 i 种方法分割得到的像素点集合, T 表示所有方法分割得到的点数集合的并集, P_i 表示第 i 中方法分割得到的像素点集合占有所有方法分割得到的点数集合的并集的百分比。

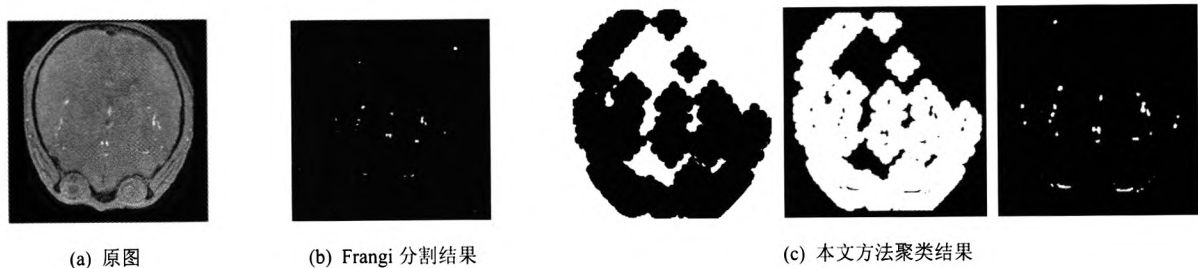


图 3 单张 dicom 图像聚类结果

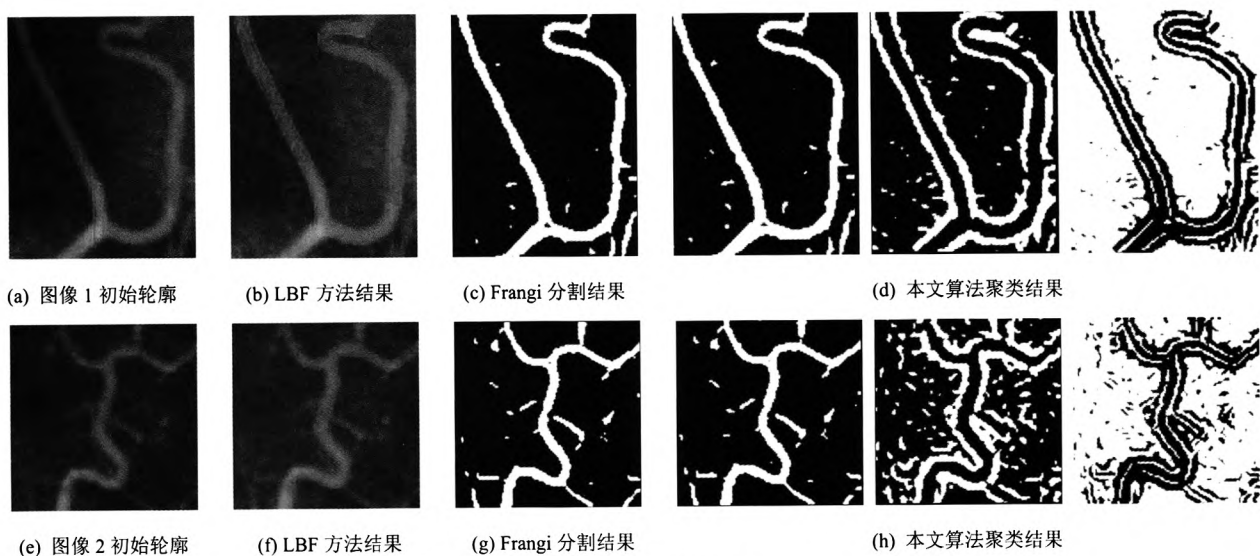


图 4 单张血管图像聚类结果

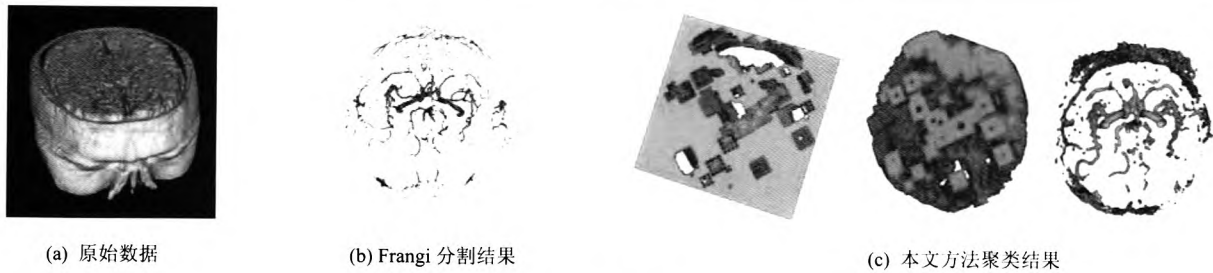


图 5 三维图像聚类结果

表 1 血管像素点统计结果对比

行号	P_{LBF}	P_{Frangi}	$P_{本文}$
10	80.00%	93.33%	100%
20	97.22%	94.44%	100%
30	87.50%	87.50%	100%
40	66.67%	100%	100%
50	60.00%	86.67%	100%
60	63.64%	81.81%	100%
70	77.78%	100%	100%
80	87.50%	100%	100%
90	75.86%	89.66%	100%
100	77.78%	88.89%	100%

由表 1 可以看出, 本文提出的特征值聚类方法分割得到的血管点包含了 LBF 方法和 Frangi 方法分割的所有像素点, 因此本文方法可以作为一个脑血管的分割的一个预分割, 本文方法的分割结果中将包含实际血管点, 实际血管像素集合是本文分割结果集合的一个真子集。

3.3 三维图像实验结果

最后, 我们还对三维的 MRA 临床医学图像进行了实验, 本文的试验的临床病人数据来源于中国人民解放军海军总医院脑血管病例数据我们分别对三维的脑部图像进行了 Frangi 的血管分割和本为提出的方法进行分割, 结果如图 5 所示, Frangi 方法分割得到的血管像素比较少, 而利用本文提出的方法进行聚类后得到的血管像素点比较多, 包含了所有的血管像素, 但也把一部分颅骨像素点归类到血管类中, 这是因为颅骨在一定程度上也可以看做是一个半径较大的管状结构, 而本文利用的 Hessian 矩阵对管状结构比较敏感, 所以会把颅骨结构也识别为一个管状结构进而归类到血管中, 因此, 本文分割的血管点像素完全包含了实际的血管像素点, 所以本文方法可以作为脑血管分割的预分割方法, 然后利用本文的分割结果, 在其基础上再利用其他方法进行更加精细的分割, 将会得到精确的血管像素点。

4 总结和展望

本文结合了 Hessian 矩阵和聚类的思想, 提出了一种新

的血管分割方法。首先, 利用非局部均值滤波的方法对待分割图像进行预处理, 在保持图像边缘信息的同时过滤掉图像在成像过程中产生的噪声。其次, 通过对图像中各像素点求取二阶偏导得到对应的 Hessian 矩阵。然后, 将 Hessian 矩阵的多个特征值按照特定的顺序构造一个向量。最后, 将特征值构造的向量利用 k-means 方法进行聚类进而得到血管像素点。通过对多种不同图像进行实验以及与经典的血管分割算法进行比较, 可以看出我们的方法在真实地血管图像中对管状结构的分割表现出了不错的效果, 另外由于在 3 维体数据中大脑的颅骨也可以看做是一个大的管状结构, 所以在利用本文算法分割时也可能把大脑颅骨划分到血管类中。

由于我们的聚类方法分割得到的血管像素点可能将一些非血管点包含进来因此在未来的研究中, 我们可以首先对 3 维脑图像数据进行去骨处理, 来防止被归类为血管点, 另外也可以在本文分割结果的基础上对血管进行二次精分割, 最终得到较准确地血管数据, 进而在脑血管疾病的预防和诊断过程中为医务工作者提供更多准确的血管信息。

参考文献:

[1] Kirbas C, Quek F. A review of vessel extraction techniques and algorithms [J]. ACM Computing Surveys (CSUR) (S0360-0300), 2004, 36(2): 81-121.

[2] Lesage D, Angelini E D, Bloch I, et al. A review of 3D vessel lumen segmentation techniques: Models, features and extraction schemes [J]. Medical image analysis (S1361-8415) 2009, 13(6): 819-845.

[3] Koller T M, Gerig G, Szekely G, et al. Multiscale detection of curvilinear structures in 2-D and 3-D image data [C]// Proceedings, Fifth International Conference on Computer Vision, 1995. USA: IEEE, 1995: 864-869.

[4] Krissian K, Malandain G, Ayache N, et al. Model-based detection of tubular structures in 3D images [J]. Computer vision and image understanding (S1077-3142), 2000, 80(2): 130-171.

[5] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering [M]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI'98. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 1998: 130-137.

(下转第 2115 页)

局部 TV 作为正则项,建立了非局部 TV 正则化的图像泊松去噪模型,并利用多步迭代快速算法对模型进行了求解。实验部分用本文模型和方法对一些带有泊松噪声的图像进行了去噪处理,并和其他的多种方法做了比较。结果表明,本文所提出的图像泊松去噪模型及算法,与其它去噪算法相比,无论是在视觉效果还是在客观评价指标上都有明显的改善。

参考文献:

- [1] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear Total Variation based Noise Removal Algorithms [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena* (S0167-2789), 1992, 60(1-4): 259-268.
- [2] Chen B, Cai J L, Chen W S, *et al.* A Multiplicative Noise Removal Approach based on Partial Differential Equation Model [J]. *Mathematical Problems in Engineering* (S1024-123X), 2012, DOI: 10.1155/2012/242043.
- [3] 白键, 冯象初. 一种基于积分微分方程的泊松噪声去除算法 [J]. *电子与信息学报* (S1009-5896), 2011, 35(2): 451-456.
- [4] Gilboa G, Sochen N, Zeevi Y Y. Variational Denoising of Partly Textured Images by Spatially Varying Constraints [J]. *IEEE Transactions on Image Processing* (S1057-7149), 2006, 15(8): 2281-2289.
- [5] 胡学刚, 李好. 基于分数阶变分的图像泊松去噪模型 [J]. *计算机应用* (S1001-9081), 2013, 33(4): 1100-1102.
- [6] 孙玉宝, 韦志辉, 吴敏, 等. 稀疏性正则化的图像泊松去噪算法 [J]. *电子学报* (S0372-2112), 39(2): 285-290.
- [7] Buades A, Coll B, Morel J M. A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One [J]. *Multiscale Modeling and Simulation* (S1540-3459), 2005, 4(2): 490-530.
- [8] Buades A, Coll B, Morel J M. Nonlocal Image and Movie Denoising [J]. *International Journal of Computer Vision* (S0920-5691), 2007, 76(2): 123-139.
- [9] Deledalle C A, Tupin F, Denis L. Poisson NL Means: Unsupervised Non Local Means for Poisson Noise [C]// *IEEE 17th International Conference on Image Processing*, 2010. USA: IEEE, 2010: 801-804.
- [10] He L, Greenshields I R. A Nonlocal Maximum Likelihood Estimation Method for Rician Noise Reduction in MR Images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging* (S0278-0062), 2009, 28(2): 165-172.
- [11] Salmon J, Deledalle C A, Willett R, Harmany Z. Poisson Noise Reduction with Non-local PCA [C]// *IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. USA: IEEE, 2012: 1109-1112.
- [12] Gilboa G, Osher S. Nonlocal Operators with Applications to Image Processing [J]. *Multiscale Modeling and Simulation* (S1540-3459), 2007, 7(3): 1005-1028.
- [13] Bresson X. A Short Note for Nonlocal TV Minimization, Technical Report, 2009 [R].
- [14] Lou Y, Zhang X, Osher S., Bertozzi A. Image Recovery via Nonlocal Operators [J]. *Journal of Scientific Computing* (S0885-7474), 2010, 42(2): 185-197.
- [15] Deledalle C A, Denis L, Tupin F. How to Compare Noisy Patches? Patch Similarity beyond Gaussian Noise [J]. *International Journal of Computer Vision* (S0920-5691), 2012, 99(1): 86-102.
- [16] 黄丽丽. 图像复原中若干问题的正则化模型与算法 [D]. 南京: 南京理工大学, 2012.
- [11] Tankyevych O, Talbot H, Dokládal P, *et al.* Direction-adaptive grey-level morphology. Application to 3D vascular brain imaging [C]// *2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. USA: IEEE, 2009: 2261-2264.
- [12] Descoteaux M, Collins D L, Siddiqi K. A geometric flow for segmenting vasculature in proton-density weighted MRI [J]. *Medical Image Analysis* (S1361-8415), 2008, 12(4): 497-513.
- [13] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising [C]// *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005. USA: IEEE, 2005, 2: 60-65.
- [14] Wiest-Daesslé N, Prima S, Coupé P, *et al.* Rician noise removal by non-local means filtering for low signal-to-noise ratio MRI: Applications to DT-MRI [M]// *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2008*. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 2008: 171-179
- [15] Li C, Xu C, Gui C, *et al.* Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]// *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005. CVPR 2005. USA: IEEE, 2005, 1: 430-436.
- [6] Sato Y, Nakajima S, Shiraga N, *et al.* Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images [J]. *Medical image analysis* (S1361-8415), 1998, 2(2): 143-168.
- [7] Li Q, Sone S, Doi K. Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two-and three-dimensional CT scans [J]. *Medical physics* (S0094-2405), 2003, 30(1): 2040.
- [8] Manniesing R, Viergever M A, Niessen W J. Vessel enhancing diffusion: A scale space representation of vessel structures [J]. *Medical Image Analysis* (S1361-8415), 2006, 10(6): 815-825.
- [9] Vogiatzis G, Hernandez C, Torr P H S, *et al.* Multiview stereo via volumetric graph-cuts and occlusion robust photo-consistency [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (S0162-8828), 2007, 29(12): 2241-2246.
- [10] Xiao C, Staring M, Shamonin D, *et al.* A strain energy filter for 3D vessel enhancement with application to pulmonary CT images [J]. *Medical image analysis* (S1361-8415), 2011, 15(1): 112-124.

(上接第 2109 页)