

基于 Hessian 矩阵的多尺度视网膜图像增强方法

游嘉, 陈波

(重庆大学 计算机学院, 重庆 400030)

(mercy725@163.com)

摘要:眼底视网膜图像的血管增强在眼科诊断中具有广泛的研究价值。提出了一种基于 Hessian 矩阵的多尺度血管增强方法,给出了应用的方案和过程,并在 DRIVE 眼底图像数据库上进行实验。与其他血管增强方法相比,该方案可达到相当的准确率,且在同等准确率下具有较高的鲁棒性。

关键词:血管增强; Hessian 矩阵; 视网膜图像; 多尺度增强滤波

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

New approach to retinal image enhancement based on Hessian matrix

YOU Jia, CHEN Bo

(School of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: The retina vessel enhancement of retina angiography image is considered as an essential factor to improve diagnosis. Therefore, this paper proposed a multi-scale vessel enhancement method for retinal image based on Hessian matrix. Besides, the strategy and process of applying this method were provided. This method was tested on DRIVE database and its results were compared with other methods using the same database. The result shows a considerable accuracy as other methods while obtaining better robustness.

Key words: vascular enhancement; Hessian matrix; retinal image; multi-scale enhancement filtering

0 引言

视网膜图像的评估被广泛运用到医学诊断以及生物特征识别系统中。其中,视网膜血管的直径变化、分叉角度以及血管弯曲程度都是诊断眼底病变的重要指标。同时,血管增强也是血管分割、图像配准和三维可视化等后续处理的重要前提。因此,血管增强作为眼底图像处理的关键技术具有重要意义。

血管增强的目的是强调眼底图像中的血管结构,同时抑制非重要的特征,从而加强图像判读和识别。图像增强方法可分为基于空域的算法和基于频域的算法两大类。前者直接对图像灰度级做计算,后者基于图像变换域对变换系数进行修正。本文采用基于空域的邻域增强方法,在此类方法中, Du 和 Parker^[1]提出了采用单一尺度在一系列方向上应用非线性有限微分算子的方法; Orkisz^[2]提出沿血管方向进行中值滤波的方法。但这些方法只进行了单一尺度的操作,无法适应较大的尺度变化。为此, Frangi 等人^[3]提出了基于 Hessian 矩阵的多尺度相似性测度,但又缺少尺度的选择依据。

因此,考虑到 Hessian 矩阵在检测曲线结构上表现出的良好性能,本文在研究眼底图像特征的基础上,提出了一种基于 Hessian 矩阵的多尺度血管增强方法,给出了应用的方案和过程。实验中与其他多种血管增强方法相比,可达到相当的准确率,且在同等准确率下能得到较高的鲁棒性。

1 Hessian 矩阵的应用原理

Hessian 方法^[4]是一种用高阶微分提取图像特征方向的

方法。Hessian 方法认为,具有最大模的特征向量的方向是垂直于图像特征方向的,与它垂直的方向被认为是平行于图像特征方向的。对于由高斯函数构造的线性模型,可以用与直线正交的绝对值较大的二阶导数、沿线方向的绝对值很小的二阶导数来表示,这恰好是二维 Hessian 矩阵的两个特征值所代表的几何意义。将 Hessian 矩阵的该性质应用到血管检测,通过设计线状增强滤波函数,将视网膜图像中的噪声(如晶体杂质、成像设备引起的伪迹)去除,从而检测和增强视网膜血管。

Hessian 矩阵用于检测和分析特定形状已应用于多个文献^[3,5-6],同时也被用于医学图像中的曲线结构的分割和重建中。对于二维输入图像,我们用它的二阶偏导数来构造每一个像素 (x, y) 的 Hessian 矩阵:

$$H = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{yx} & f_{yy} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 $f_{xx}, f_{xy}, f_{yx}, f_{yy}$ 分别表示二维图像 $f(x, y)$ 的四个二阶偏微分:

X 方向上的二阶偏微分:

$$f_{xx} = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x-1, y) + f(x+1, y) - 2f(x, y)$$

Y 方向上的二阶偏微分:

$$f_{yy} = \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y-1) + f(x, y+1) - 2f(x, y)$$

X, Y 方向上的混合偏微分:

$$f_{xy} = f_{yx} = \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} = f(x+1, y+1) + f(x, y) - f(x+1, y) - f(x, y+1)$$

收稿日期:2010-12-15;修回日期:2010-02-16。 基金项目:国家科技重大专项(2008ZX06315-001);重庆市科技攻关项目(CSTC, 2008AB5038);中央高校基本科研业务费资助项目(CDJXS10181131)。

作者简介:游嘉(1985-),女,重庆人,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理、图像融合; 陈波(1979-),男,重庆人,讲师,博士研究生,主要研究方向:医疗器械、医学图像处理。

由于 $f_{xy} = f_{yx}$, H 是实对称矩阵, 因此可用两个特征值 λ_1 、 λ_2 来构造增强滤波。在二维图像空间中, Hessian 矩阵的两个特征值 λ_1 、 λ_2 可以由下面公式计算出:

$$\lambda_1 = K + \sqrt{K^2 - Q^2}, \quad \lambda_2 = K - \sqrt{K^2 - Q^2} \quad (2)$$

其中: $K = (f_{xx} + f_{yy})/2$, $Q = \sqrt{f_{xx}f_{yy} - f_{xy}f_{yx}}$ 。

图像处理中主要用 Hessian 矩阵的特征值来判断图像上的点是否为角点, 所谓角点是指图像中密度变化剧烈的点。因此, 可以使用 Hessian 矩阵的特征值来检测血管边缘, 视网膜血管的强度和方向即可由 Hessian 矩阵的特征值和特征向量表示。

2 多尺度线形滤波器构造

由于视网膜血管的直径存在变化, 不适合使用单一尺度的增强效果, 本文采用高斯函数构造多尺度增强滤波器, 采用不同尺度进行增强滤波。根据 Hessian 矩阵的定义:

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

将 Hessian 矩阵的差分运算与高斯函数结合, 通过改变高斯函数的标准偏移量来获得不同尺度 σ 下的线形增强滤波。根据高斯函数的卷积性质, 尺度空间导数 I_{ab} 由输入图像与高斯滤波器的二阶导的卷积得到:

$$I_{ab} = I \otimes \frac{\partial^2 G(x, y; \sigma)}{\partial a \partial b} \quad (4)$$

其中, 高斯函数表达式为:

$$G(x, y; \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

σ 是高斯滤波器的标准差, 为空间尺度因子。

根据高斯函数构造的线形模型特点, 血管横切方向上的二阶导数绝对值较大, 而沿线方向的二阶导数较小, 由于我们增强的是暗背景下的亮点, 因此, 设 H 的两个特征值 λ_1 和 λ_2 满足关系式 $|\lambda_1| \geq |\lambda_2|$, 定义二维线形滤波器如下:

$$z_{\text{line}} = \begin{cases} |\lambda_1| - |\lambda_2|, & \lambda_1 < 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

对于线形结构元素, 当尺度因子 σ 与血管的实际宽度最匹配时, 此滤波器的输出最大。通过迭代尺度因子 σ , 得到不同尺度下的 z_{line} 值, 取最大的 z_{line} 作为该点的实际输出:

$$f(x, y) = \max[z_{\text{line}}(x, y; \sigma)] \quad (6)$$

3 基于 Hessian 矩阵的多尺度视网膜图像增强

综合分析, 可构建本文的基于 Hessian 矩阵的视网膜图像血管增强方法。由于高斯函数的二阶导数和图像卷积时与尺度的平方成反比, 所以本文中的方法在输出滤波时乘以尺度的平方从而消除滤波响应。尺度因子的初始值与结束条件可根据图像特点来设置相应的最佳值。对于眼底图像而言, 尺度因子的范围与血管宽度范围相适应, 步长设置得越小, 增强效果越好, 图像越平滑, 但耗时稍多。通过反复的实验, 我们得出设定尺度因子为 $[0.2, 3]$, 迭代步长为 0.2 效果较好。本文方法的流程如下所示。

算法 基于 Hessian 矩阵的多尺度视网膜图像增强方法。

输入: 原始图像 I , 尺度因子 σ 范围 $[a_1, a_2]$, 迭代步长 $Step$ 。

输出: 血管增强后的图像 Z 。

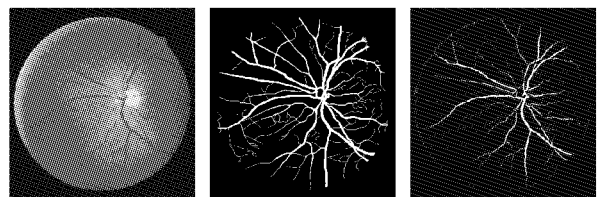
- 1) 输入图像(灰度图像), 生成像素矩阵 I 。
- 2) 对于 I 的每一个元素(像素 I_{ij}), 重复 3) ~ 10)。
- 3) 初始化空间尺度 σ ; 增强因子 z_{max} 。
- 4) σ 若满足停止条件, 则跳转 9)。
- 5) 计算元素 I_{ij} 与高斯函数二阶微分的卷积。
- 6) 生成 Hessian 矩阵 H , 并计算特征值 λ_1 和 λ_2 。
- 7) 计算增强滤波的输出值 z_{max} 。
- 8) 迭代 $\sigma(step)$; 跳转 4)。
- 9) 尺度迭代结束, 输出最大增强滤波输出值 z_{max} , 作为该元素的增强因子。
- 10) 将当前元素的增强因子乘以平滑尺度 σ_{ij} , 作为该元素的输出。
- 11) 图像像素遍历结束, 输出增强图像。

4 实验及性能分析

本文中的所有实验均在 Windows 7 操作系统上采用 Matlab 7.6 搭建, PC 机硬件配置: Pentium 4 CPU 2.0 GHz, 1 GB 内存。

为了验证本文提出的基于 Hessian 矩阵的视网膜图像增强方法的有效性, 本文在 Staal 等人^[7]提供的 Drive 公共数据库提供的眼底图像上^[8]进行实验。使用 40 个视网膜图像样本作为一组测试用例, 每个样本重复 10 次取平均值。对于每个样本, 该公共数据库有对应的一幅由专家手动分割的图像作为判断有效性的参考标准(Ground Truth)。实验原始图像由 Canon CR5 的 3CCD 照相机拍摄非散瞳的 45° 视野。为方便对照, 本文实验中输入的原始图像均转化为标准的 8 位 512 × 512 大小。

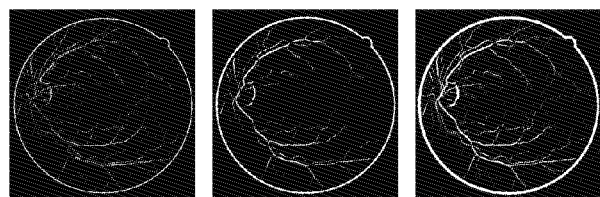
上文提到, 尺度因子范围的选择应与视网膜图像的血管宽度相适应, 在本文实验中, σ 的范围设置为 $[0.2, 3]$, 以包含所有可能的血管宽度, 同时设置迭代步长为 0.2。图像增强结果如图 1(c) 所示, 图 1(a) 与图 1(b) 分别是对应的原始图像与参考标准。对比原图可以看出, 利用本文构造的滤波器(设置的滤波函数)可以使得非线形对象得到抑制, 同时线形得到增强。



(a) 输入图像 (b) 参考标准 (c) 本文方法增强结果

图 1 使用本文方法在 DRIVE 数据库上的实验结果

为了测试尺度因子对增强效果的影响, 实验中手动设置固定尺度因子为 $\sigma = 1$, $\sigma = 2$ 来与本文弹性尺度进行对比, 如图 2 所示。



(a) $\sigma=1$ (b) $\sigma=2$ (c) $\sigma:[0.2\sim3], step=2$

图 2 单尺度和多尺度下增强效果对比

实验结果显示, 相同尺度下只有相应宽度的部分血管的增强效果明显, 其余则比较弱, 而使用弹性尺度参数能使尽量

多的对象得到增强。

为测试本文方法增强结果的有效性,将本文方法与其他几种图像增强方法的输出结果在准确性、敏感性、特异性上进行横向对比。对照实验均在 DRIVE 数据库上进行。为消除图像瞳孔边缘对实验的影响,采用该数据库提供的边缘模板消除增强后的瞳孔边缘,下面给出准确性、敏感性、特异性指标的计算方法^[9]:

准确率 = (增强图像中正确识别的血管像素数 + 正确识别的背景像素数) / 图像所有像素

敏感性 = 增强图像中正确识别的血管像素数 / 参考标准中的血管像素数

特异性 = 增强图像中正确识别的背景像素数 / 参考标准中的背景像素数

其中,需要将增强图像进行阈值分割才能与对照标准比较,在本文中,随机选取[50,200]中10个阈值并计算增强方法的准确率,取准确率最高的阈值进行分割。

本文根据实验的敏感性-特异性指标画出 ROC 曲线,如图3所示。理想状况下,敏感性与特异性指标的值均为1,说明检查结果与实际情况完全一致。其中,敏感性反映了对血管的判断力,特异性反映了算法对非血管(即背景)的判断力;在医学图像中更看重敏感性指标。

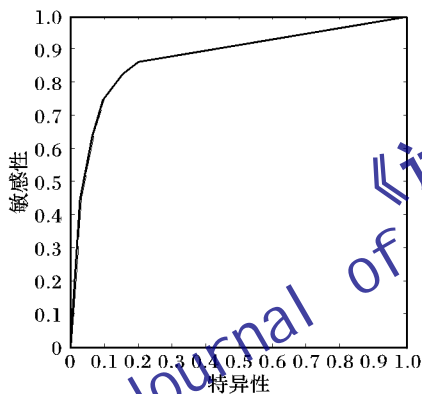


图3 本文方法的 ROC 曲线

ROC 曲线下的面积 A_z 是最常用的评价曲线特征的参数。每个判断系统都能用 ROC 曲线表示, A_z 表示系统同时在敏感性与特异性上的性能表现,曲线越靠近左上角, A_z 越大,结果越可靠,它不受阈值变化的影响。本文方法对比多种血管增强方法的评价数据如表1所示,对照方法的评价数据可在文献[8]上查看。

表1 DRIVE 数据库上几种增强方法对比结果

增强方法	平均准确率	A_z
Staal ^[7]	0.944 2	0.952 0
Niemeijer ^[10]	0.941 6	0.929 4
Zana ^[11]	0.937 7	0.898 4
Al-Diri ^[12]	0.925 8	NA
Martinez-Perez ^[13]	0.918 1	0.638 V9
Chaudhuri ^[14]	0.877 3	0.787 8
本文方法	0.928 9	0.895 0

从表1结果可知,本文方法能达到其他多种血管增强方法相当的准确率,并在相当准确率下达到较高的 A_z 值,说明本文方法在敏感性和特异性上具备较优性能。

5 结语

本文提出了一种基于 Hessian 矩阵的多尺度滤波的视网膜图像增强方法。构造了基于 Hessian 矩阵的多尺度线形滤波器对原始视网膜图像的血管进行增强,在 DRIVE 公共数据库上的实验表明,相比于与其他多种血管增强,可达到相当的准确率,并在同等准确率下能得到较高的鲁棒性。未来的工作将测试本方法涉及更多参数的问题,或者将智能优化算法引入参数寻优的解决方案中,可达到更有效的增强结果。

参考文献:

- [1] DU Y P, PARKER D L. Vessel enhancement filtering in three dimensional MR angiography[J]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 1995, 5(3): 353 - 359.
- [2] ORKISZ M M. Improved vessel visualization in MR angiography by nonlinear anisotropic filtering[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 1997, 37(6): 914 - 918.
- [3] FRANGI A F, NIESSEN W J, VINCKEN K L. Multiscale vessel enhancement filtering[C]// *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, LNCS 1496. Berlin: Springer, 1998: 130 - 137.
- [4] PRESS W H. The art of scientific computing[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1986: 498 - 546.
- [5] LORENZ C, CARLESEN I, BUZUG T M. Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images[C]// *CVRMed-MRCAS*, LNCS 1205. Berlin: Springer, 1997: 233 - 242.
- [6] 郭薇,魏颖,周翰逊,等. 基于 Hessian 矩阵及梯度熵的疑似肺结节检测算法[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(8): 1702 - 1706.
- [7] STAAL J J, ABRAMOFF M D, NIEMEIJER M A, et al. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 23(4): 501 - 509.
- [8] VIERGEVER M, LUIJTEN P. DRIVE: Digital retinal images for vessel extraction[EB/OL]. [2010-09-01]. <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>.
- [9] HOOSHYAR S, KHAYATI R. Retina vessel detection using fuzzy ant colony algorithm[C]// *2010 Canadian Conference on Computer and Robot Vision*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 239 - 244.
- [10] NIEMEIJER M, STAAL J, GINNEKEN B, et al. Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database[C]// *Medical Imaging 2004*, SPIE 5370. San Diego: SPIE Medical Imaging, 2004: 648 - 656.
- [11] ZANA F, KLEIN J. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(7): 1010 - 1019.
- [12] AL-DIRI B, HUNTER A, STEEL D. An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(9): 1488 - 1497.
- [13] MARTINEZ-PEREZ M E, HUGHES A D, STANTON A V. Scale-space analysis for the characterization of retinal blood vessels[C]// *Proceedings of Medical Image Understanding and Analysis*, Oxford: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 1999: 90 - 97.
- [14] CHAUDHURI S, CHATTERJEE S, KATZ N, et al. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1989, 8(3): 263 - 269.