

眼底造影图像分割算法的研究与对比*

崔栋¹, 郭永新¹, 焦青¹, 胡磊², 毕维民², 陈迪²

(1. 泰山医学院放射学院, 山东泰安 271016;

2. 泰山医学院附属医院眼科, 山东泰安 271000)

摘要: 根据眼底荧光血管造影图像的特点, 分别利用阈值分割法与 BP 神经网络算法对眼底造影血管图像及眼底病变区域图像进行分割与对比, 使临床医生可以得到病变面积的较精确的测量数据, 观察到更细微的血管变化, 为与此相关的心、脑血管系统和糖尿病的诊治提供重要依据。

关键词: 眼底荧光血管造影图像; 图像分割; 神经网络

中图分类号: TP317.4

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)14-0034-03

Fundus angiography image segmentation algorithm research and contrast

Cui Dong¹, Guo Yongxin¹, Jiao Qing¹, Hu Lei², Bi Weimin², Chen Di²

(1. Department of Radiology, Taishan Medical University, Taian 271016, China;

2. Department of Ophthalmology, Affiliated Hospital of Taishan Medical University, Taian 271000, China)

Abstract: According to fundus fluorescein angiography images characteristics, separately carries on the division and the contrast using the threshold value division law and the BP neural network algorithm to the fundus angiography blood vessel image and the pathological change region image, enables clinician to be possible to obtain the pathological change area precise metrical data, observes the slighter blood vessel change, for with this related heart, the blood vessel of brain system and diabetes' diagnosis provides the important basis.

Key words: fundus fluorescein angiography images; image segmentation; neural network

眼底即视网膜,位于眼球最内层,是视觉神经功能的重要组织部分,眼底组织结构的病变与全身组织器官和系统疾病,尤其是与中枢神经系统与血管系统等疾病联系紧密。眼底荧光血管造影 FFA(Fundus Fluorescence Angiography)是眼科临床诊治眼底病的特殊检查技术,是眼底病检查、诊断最重要的手段之一^[1]。通过对 FFA 所得到的图像进行数字化处理,可反映眼底血管结构、血流动力学改变、血管病理生理变化及其相关结构的病理改变,广泛应用于视网膜、脉络膜及视神经疾病的鉴别诊断,并可指导眼底病的激光光凝治疗及推测视功能预后,从而为临床诊断、预后评价、治疗、疗效观察以及探讨发病机理等提供有价值的依据。本文分别利用阈值分割法与 BP 神经网络算法对眼底造影血管图像及眼底病变区域图像进行分割与对比,使临床医生可以得到病变面积的较精确的测量数据,观察到更细微的血管变化,为与此相关的心、脑血管系统和糖尿病的诊治提供重要

依据。

1 眼底造影图像的阈值分割方法

阈值分割法的步骤描述如下:(1)从原始医学图像的起始像素点开始,依次取出每一个像素点的像素值;(2)将这些像素点的值与预设阈值相比较,大于阈值的像素点组成的区域就是要分割的目标区域,将这些区域单独分离出来,就得到要分割的目标^[2]。

阈值分割法可分为半自动阈值分割法和自动阈值分割法。半自动阈值分割法是指利用人工方法设定阈值和改变阈值,这种方法运算量小,速度快,但自适应能力差。自动阈值分割法是通过图像处理的方法自动得到阈值,并随着不同的分割图像自动改变阈值。这种方法自适应能力强,但速度较慢。其中,最常见的算法是基于最大熵的自动阈值分割,下面对该方法进行详细介绍。

熵是对事物所携带信息量的度量,事物发生的概率越小,则该事物所携带的信息量越大。设某事物 A 发生的概率为 p ,则事物 A 的熵 $H(A)$ 定义为:

* 基金项目:山东省泰安市科技计划(20071023)

$$H(A) = -\frac{1}{p} \log p \quad (1)$$

基于最大熵的自动阈值分割就是通过改变阈值,使事物的熵达到最大,则此时对应的阈值就是最佳阈值。根据该阈值对医学图像进行分割,就可得到较好的分割效果。该算法的步骤为:(1)获得原始医学图像的灰度直方图,并对直方图进行归一化;(2)获得归一化灰度直方图中各极小值对应的灰度级;(3)设 k 为各极小值对应的灰度级,令阈值 $T=k$,则阈值把直方图分为两部分,小于阈值的部分对应背景,其余对应目标。

用 p_0, p_1, \dots, p_n 表示各灰度级对应的概率,则背景 B 对应的概率分布为: $p_0/P_k, p_1/P_k, \dots, p_k/P_k$, 目标 O 对应的概率分布为: $p_{k+1}/(1-P_k), p_{k+2}/(1-P_k), \dots, p_n/(1-P_k)$, 这里 P_k 定义为:

$$P_k = \sum_{i=1}^k p_i \quad (2)$$

设 $H(B)$ 为与背景的概率分布相对应的熵, 定义为:

$$H(B) = -\sum_{i=0}^k \frac{p_i}{P_k} \log \frac{p_i}{P_k} \quad (3)$$

设 $H(O)$ 为与目标的概率分布相对应的熵, 定义为:

$$H(O) = -\sum_{i=1+k}^n \frac{p_i}{1-P_k} \log \frac{p_i}{1-P_k} \quad (4)$$

设 H 为总熵, 定义为:

$$H = H(B) + H(O) \quad (5)$$

从归一化直方图中各最小值对应的最小灰度级开始, 设阈值依次等于各最小值对应的灰度级, 根据式(5)依次得到各阈值对应的总熵值, 找出最大熵值对应的阈值, 则该阈值就是最佳阈值。根据该阈值就可以对眼底造影图像进行分割。

2 基于 BP 神经网络的眼底造影图像分割

BP 网络是基于 BP 误差反向传播算法的多层前馈神经网络, 是人工神经网络中研究最深入、应用最广的一种模型^[3], BP 学习算法是神经网络中一种非常有效的监督学习方法, 其结构如图1所示^[4,5]。

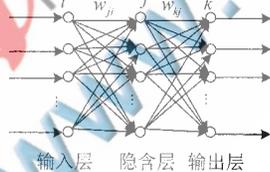


图1 BP神经网络结构图

使用 BP 神经网络对图像进行分割包括以下几个步骤:

图像信息提取、图像变换、特征提取、特征数据归一化、用神经网络分类器进行优化处理、分类决策、输出分类结果, 如图2所示^[2,6]。

首先利用手工方法得到不同的样本图像, 利用形态

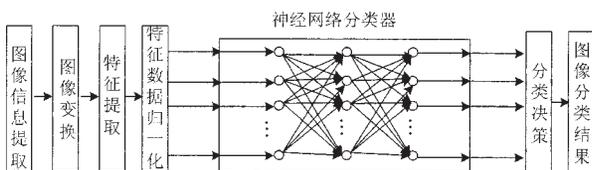


图2 神经网络分类过程

学、中值滤波和快速傅里叶变换方法得到这些样本图像的方差、残差和灰度特征。具体方法为:对样本图像进行灰度腐蚀运算。设 I 为原始样本图像, $I(x,y)$ 表示图像 I 中 (x,y) 处的像素值, g 表示对图像 I 进行腐蚀的结构函数, 如图3所示, 结构中每点的函数值都为1。设 $I_e(x,y)$ 为用结构函数 g 对图像 I 进行腐蚀后所得到的 (x,y) 处的像素值, 定义如下:

$$I_e(x,y) = \inf_{(x_1,y_1) \in \text{supp } p(g)} (I(x+x_1,y+y_1) - g(x_1,y_1)) \quad (6)$$

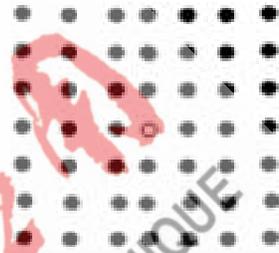


图3 形态学结构元素

按列扫描边缘图像中的每一像素点, 则根据式(6)对像素点 (x,y) 进行腐蚀得到被腐蚀的图像 I_e 。将原始样本图像 I 与图像 I_e 相减, 得到差值图像 I_d , 求出差值图像 I_d 的方差, 并用图像 I_d 中的最大方差进行归一化处理, 就可得到样本图像的输入特征之一。设 μ 为图像 I_d 中的像素平均值, 定义如下:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{y=1}^H \sum_{x=1}^W I_d(x,y) \quad (7)$$

式中, W 和 H 分别为差值图像 I_d 的宽和高, $N=W \times H$ 为图像 I_d 中的总像素数, $I_d(x,y)$ 为图像 I_d 中 (x,y) 处的像素值。

设 $\sigma(x,y)$ 为图像 I_d 中像素 (x,y) 的方差, 定义如下:

$$\sigma(x,y) = (I_d(x,y) - \mu)^2 \quad (8)$$

基于式(8)对差值图像 I_d 中的每一像素点进行计算, 得到差值图像中各像素点的方差值。

由于病变图像中含有较多噪声点, 仅仅利用上述方法得到的方差特征进行分类, 还存在较大的假阳性率。为了降低假阳性率, 利用中值滤波和快速傅里叶变换提取样本图像的残差和灰度特征。中值滤波是基于排序统计理论的一种能有效抑制噪声的非线性信号处理技术, 具有简单和快速的特点, 而且在滤除噪声的同时较好地保护了图像的细节信息(如边缘、锐角等), 非常适用于一些线性滤波器无法胜任的数字图像处理工作。中值滤波器是一种邻域运算, 类似于卷积, 但计算的不是加权求和, 而是把待滤波像素的邻域中的像素值按灰度进行排序, 然后选择中间值作为输出像素值赋给待滤波像素。设 I 为待滤波的原始样本图像, $I(x,y)$ 为图像 I 中 (x,y) 处的像素值, M 为 $(2K+1) \times (2K+1)$ 的一个二维中值滤波器, I_m 为用中值滤波器 M 对原始样本图像 I 滤波后所得到的滤波图像, $I_m(x,y)$ 为图像 I_m 中 (x,y) 处的像素值, 定义如下:

$$I_m(x,y)=\text{Median}(I(x+i,y+j,(i,j)\in M)) \quad (9)$$

式中,符号 Median 表示求像素的中值, i 和 j 是整数,且 $i\in[-k,k],j\in[-k,k]$ 。

用 $(2K+1)\times(2K+1)$ 的二维中值滤波器对图像 I 进行滤波处理,具体方法为:首先对图像进行列边界像素的对称性扩展,扩展像素数为 k ,然后对扩展后的图像进行行边界像素的对称性扩展,扩展像素数也为 k ,对图像 I 中的每一个像素点 (x,y) ,取一个以该像素点为中心的 $(2K+1)\times(2K+1)$ 区域,基于式(9)得到该区域的像素中值,用该中值代替 (x,y) 处的像素值,用这样的方式处理每一个像素点,就可以得到中值滤波图像。将原始样本图像 I 与滤波图像 I_m 相减得残差图像,利用最大残差值对残差图像中的像素值归一化,就可以得到样本图像的第二个输入特征。

由于病变区域在频域介于低频背景和极高频噪声之间,利用这一特点可以对病变的特征进行增强,然后提取灰度特征。提取方法为:利用二维傅里叶变换将原始样本图像 I 变换到频域,变换公式如下:

$$G(m,n)=\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{k=0}^{N-1}I(i,k)e^{-j2\pi(m\frac{i}{N}+n\frac{k}{N})} \quad (10)$$

式中, N 为图像 I 的宽度和高度, m, n, i 和 k 是整数, $I(i, k)$ 为图像 I 中 (i, k) 处的像素值, $G(m, n)$ 为图像的频率。对 $G(m, n)$ 的低频和极高频部分分别乘以小于 1 的衰减系数,得 $G'(m, n)$,对 $G'(m, n)$ 进行二维傅里叶反变换,获得相对增强的图像 I' ,反变换公式如下:

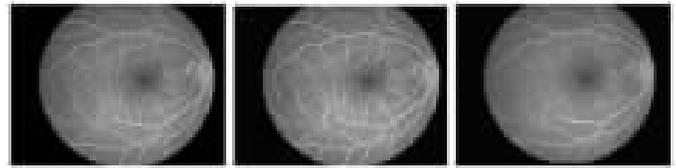
$$I'(i,k)=\frac{1}{N}\sum_{m=0}^{N-1}\sum_{n=0}^{N-1}G'(m,n)e^{j2\pi(i\frac{m}{N}+k\frac{n}{N})} \quad (11)$$

为了减少运算量,提高算法的速度,在算法的实现中采用了二维快速傅里叶正反变换。由于低频背景和极高频噪声得到衰减,在反变换后的图像中病变的灰度值得到相对增强,明显高于周围的背景灰度值,这样可以较容易地分离病变和背景,因此,经过傅里叶正反变换病变得到增强的图像,灰度值可以作为输入特征进行提取。

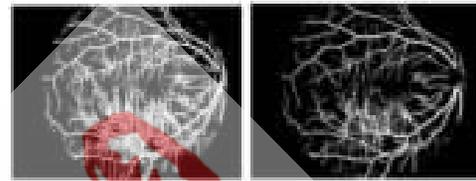
利用上述方法获得样本图像的方差、残差和灰度特征,归一化后组成输入特征向量,输入到如图 1 所示的神经网络分类器,利用神经网络 BP 训练算法进行训练。训练完毕后,输入待分类的眼底荧光图像,提取图像特征,并进行归一化处理。将归一化后的特征值输入已训练的神经网络分类器进行分类,根据分类结果就可得到眼底荧光图像中的目标区域。

3 实验结果分析与对比

图 4 所示为视网膜血管图像分割结果,其中图 4(d)为基于最大熵的阈值方法分割后的血管图像,图 4(e)为基于神经网络分割后的血管图像。图 5 所示为视网膜病变区域分割结果,其中图 5(d)为基于最大熵的阈值方法分割后的图像,图 5(e)为基于神经网络分割后的图像。对比两种不同的分割方法可以发现,基于阈值的分割方

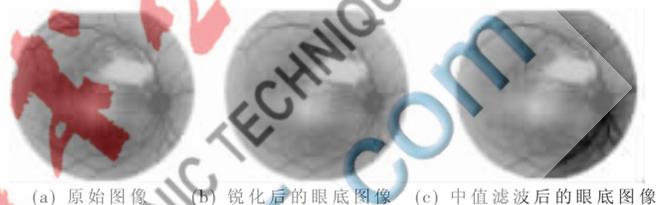


(a) 原始图像 (b) 边缘增强后的血管图像 (c) 中值滤波后的血管图像



(d) 阈值法分割后的血管图像 (e) BP 神经网络分割后血管图像

图 4 视网膜血管图像分割



(a) 原始图像 (b) 锐化后的眼底图像 (c) 中值滤波后的眼底图像



(d) 阈值法分割前后的图像 (e) BP 神经网络分割前后的图像

图 5 视网膜病变图像分割

法运算速度较快,采用神经网络方法分割后的图像噪声更小,图像更清晰。

参考文献

- [1] 文峰.浅谈眼底血管造影的临床释义[J].中华眼底病杂志,2001,3(17):67-68.
- [2] 章毓晋.图像分割[M].北京:科学出版社,2001.
- [3] Gao Ning, Shao Lushou. Application of BP neural network prediction model on corps pests level by MATLAB [J]. Computer and Agriculture,2003,7:16-18.
- [4] 王传永,孙杰,陈辉,等.基于 BP 神经网络的血液图像细胞色彩分割[J].光电子·激光,2005,16(12):1506-1509.
- [5] 杨治明,王晓蓉,彭军,等.BP 人工神经网络在图像分割中的应用[J].计算机科学,2007,34(2):234-236.
- [6] 周志华,曹存根.神经网络及其应用[M].北京:清华大学出版社,2004.

(收稿日期:2011-04-15)

作者简介:

崔栋,男,1981年生,实验师,硕士,主要研究方向:医学图像处理研究。