

DOI:10.15923/j.cnki.cn22-1382/t.2018.4.12

糖尿病视网膜血管分割方法

张 聪, 王 昕*

(长春工业大学 计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130012)

摘 要: 首先用灰狼优化算法优化阈值, 用优化后的阈值完成区域生长, 从而准确提取视网膜血管区域。实验结果表明, 该算法可以获得平均 96.93% 的准确率。

关键词: 视网膜血管; 图像分割; 区域生长; 灰狼优化

中图分类号: TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-1374(2018)04-0386-04

Diabetic retinal blood vessel segmentation method

ZHANG Cong, WANG Xin*

(School of Computer Science & Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: The threshold is optimized with gray wolf optimization algorithm for regional growth to precisely extract the diabetic retinal blood vessel region. Experiments indicate that algorithm can get an average accuracy rate of 96.93%.

Key words: retinal vessels; image segmentation; regional growth; grey wolf optimizer.

0 引 言

生活中常见的代谢性疾病有很多, 代谢性疾病会给人们带来极大的痛苦, 发生率最高的则是糖尿病视网膜病变 (Diabetic Retinopathy, DR)^[1], 其对视力的损伤也最大, 这也是目前成人致盲的首要原因。由于 DR 具有进行性及不可逆性, 且发展为 DR 的可能性存在于每个糖尿病患者之中, 所以, 为挽救患者视力功能并提供治疗先机, 要做到准确筛查无明显视力损伤的糖尿病患者是否存在 DR, 与此同时, 还要做到节约大量的医疗资源^[2]。现阶段筛查 DR 主要依靠眼科医生

的肉眼观察, 虽然目前国内外已有多种筛查方法, 如免散瞳眼底照相检查等, 但如果后期恢复不足就会对眼球有一定的损伤, 因此肉眼观察对筛查 DR 有一定的不足及局限。所以, 我们使用计算机不但为广泛地筛查 DR 的实施提供必备的条件, 也可以快速、可靠地自动识别出视网膜血管图像中的 DR 病灶^[3-4]。

目前, 对于视网膜血管分割国内外学者都进行了研究。基于粒子滤波的视网膜血管跟踪方法由 Nayebifar 等^[5]提出, 首先对视盘进行定位, 然后初始种子点选择在视盘边界并进一步跟踪到血管点。Zhao 等^[6]在提取视网膜血管方面运用区

收稿日期: 2018-05-12

基金项目: 吉林省教育厅“十二五”科学技术研究项目(2014136)

作者简介: 张 聪(1992-), 女, 汉族, 吉林长春人, 长春工业大学硕士研究生, 主要从事图像分割方向研究, E-mail: 550220039@qq.com. * 通讯作者: 王 昕(1972-), 女, 汉族, 辽宁大连人, 长春工业大学副教授, 博士, 主要从事图像处理与机器视觉方向研究, E-mail: wangxin@ccut.edu.cn.

域增长方法和水平集基于区域的主动轮廓模型。该分割方法平均精确在 DRIVE 数据库上均达到 94.77%。多尺度匹配滤波 (Multiscale Production of the Matched Filter, MPMF) 分割视网膜血管方法由 Li 等^[7]提出,该方法图像增强方面采用多尺度匹配滤波结果叠加,采用双阈值法用在血管点分类阶段,该方法有效地抑制图像噪声且分割精确。基于矢量流的图割方法来对视网膜血管进行分割是由 Salazar-Gonzalez 等^[8]提出,该方法首先在预处理方面使用了鲁棒距离变换以及自适应直方图均衡化,然后在血管分割中使用结合了矢量流的图割算法。该方法在 DRIVE 数据库上运行并验证其有效性,准确率达到 94.12%。

文中在深入研究眼底图像中视网膜血管相关特征的基础上,提出利用灰狼优化算法 (Grey Wolf Optimizer, GWO) 获得自适应阈值,并将自适应阈值加入到生长准则中完成图像分割。最后对分割实验结果做出主、客观评价。

1 算法描述

1.1 灰狼优化算法 (GWO)

GWO^[8]是模拟灰狼的捕食行为。假设在 G 维搜索空间中,数目 N 为灰狼种群中的灰狼个体,其中 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iG})$ 表示的是在 G 维空间中第 i 只灰狼的位置,种群中当前个体的优劣排列, α 为其中最优个体,记 β 为其中次优的个体, δ 被记为当前第三优的个体,记 ω 为其余个体的表示数,此时优化问题的全局最优解体现的就是猎物的位置。在 G 维搜索空间中一群灰狼个体被随机选中,然后我们要对选择的灰狼个体进行适应度的评估,得出的 α, β, δ 分别表示适应度前三的灰狼个体,寻找猎物的位置准则设定为适应度为前三的个体,我们称之为全局最优解,接着根据 α, β, δ 的位置计算得出下一代的灰狼个体的位置,整个过程我们称之为 GWO 的寻优过程。

在 GWO 的寻优过程中,也就是在捕食过程中,首先要做的就是模拟灰狼种群的行为,包围要采取行动的猎物。此时须确定灰狼与猎物之间的距离:

$$D = |CX_p(t) - X(t)| \quad (1)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - AD \quad (2)$$

$$A = 2ar_1 - a \quad (3)$$

$$C = 2r_2 \quad (4)$$

式中: $X_p(t)$ ——第 t 代猎物的位置向量;

$X(t)$ ——第 t 代灰狼个体的位置向量;

A, C ——系数。

随着迭代次数 a 从 2 线性递减到 0; $[0, 1]$ 作为 r_1, r_2 之间的随机数。

根据 α, β 和 δ 个体,也就是根据最高级的三头灰狼的位置,种群中其它的狼判断猎物的方位:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 X_\alpha - X| \\ D_\beta = |C_2 X_\beta - X| \\ D_\delta = |C_3 X_\delta - X| \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_1 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_1 D_\delta \end{cases} \quad (6)$$

$$T = X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (7)$$

灰狼优化的步骤如下:

GWO 仅有两个需要调整的关键参数 (A 和 C), 同时调整 GWO 算法使其尽可能减少运算,直到获得最大精度。

1) 初始化解 $X_i = (1, 2, \dots, n)$ 初始化 α, A 和 C 。

2) 寻求最佳解决方案。

D_α 为第一个最佳搜索解决方案;

D_β 为第二好的搜索解决方案;

D_δ 为第三个最佳搜索解决方案。

3) 更新当前搜索解 $T = X(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3)/3$ 的位置。

4) 保存获得的最好解决方案。

5) 达到最佳解决方案后停止。

1.2 基于灰狼优化的区域生长算法描述

区域生长算法^[10-11]主要应用于二维图像处理,其分割步骤是先对待分割图像手动设置种子节点,依次将种子节点周围的像素点按照设置好的判定准则与种子点进行比较,判断其是否满足和种子点具有相同的属性,如果满足判定条件,则将该点与种子点划分为同一区域,并将该点作为新的种子点继续重复上述过程,直到所有的点被检测完毕,一个生长区域形成。

1.2.1 生长准则

对于糖尿病视网膜血管图像来说,因为其存在血管细小、图像不清晰等问题,导致区域边界不明显,会导致分割不精确。为了解决上述问题,文中在传统区域生长算法上进行改进,利用 GWO

寻找最佳阈值制定生长规则,判断该点是否属于目标区域。

1.2.2 算法实现步骤

1)选取视网膜血管中靠近视盘区域的点为种子点;

2)对阈值 T 和算法参数(α 、 A 和 C)进行初始化,初始化值均为 0;

3)利用 GWO 寻找最佳阈值,制定生长规则

($P_i \geq T$);

4)搜索种子点邻域的点,记其像素为 P_i ;

5)判断是否满足生长规则,若满足则继续下一步,若不满足则返回 2);

6)将满足生长规则的像素点归并到种子点集合,得到区域生长的区域。

视网膜血管图像分割流程如图 1 所示。

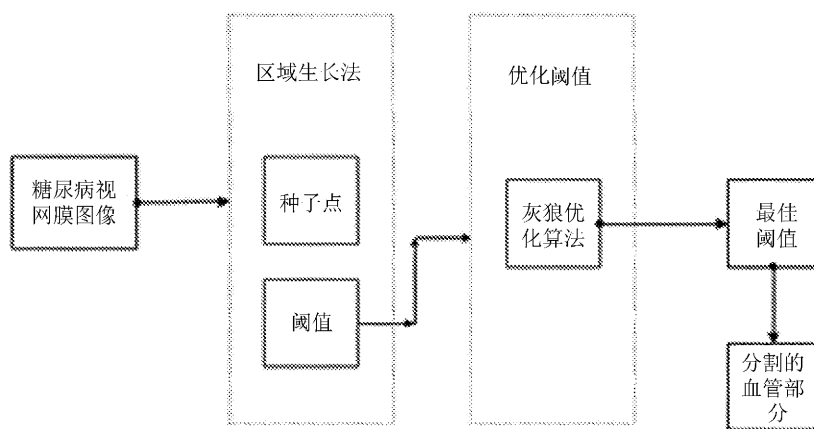


图 1 视网膜血管图像分割流程

2 实验与分析

对文中模型能否准确分割糖尿病视网膜血管图像进行对比实验,采用 DRIVE 数据库中糖尿病视网膜图像。

实验采用 PC 机是英特尔 R 酷睿 i3 处理器,

内存为 4 GB,操作系统为 Windows7,实验平台为 MATLAB R2015b。选用三幅糖尿病患者的视网膜图像实验结果,并采用传统的区域生长法与文中算法进行了对比,分割算法对比实验结果分别如图 2~图 4 所示。

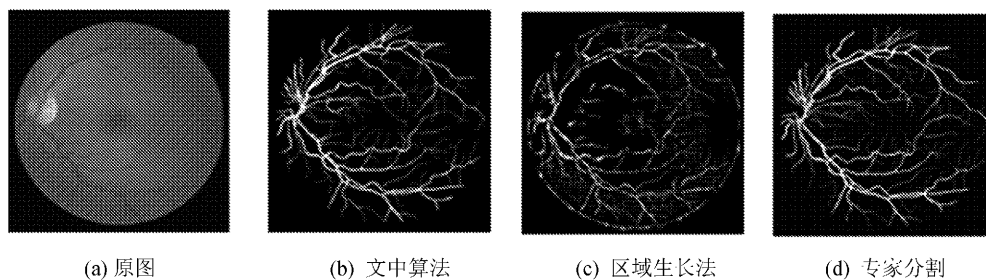


图 2 第一组分割算法实验结果

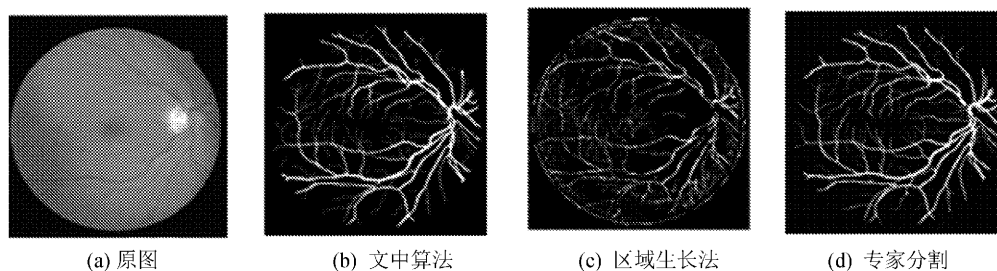


图 3 第二组分割算法实验结果

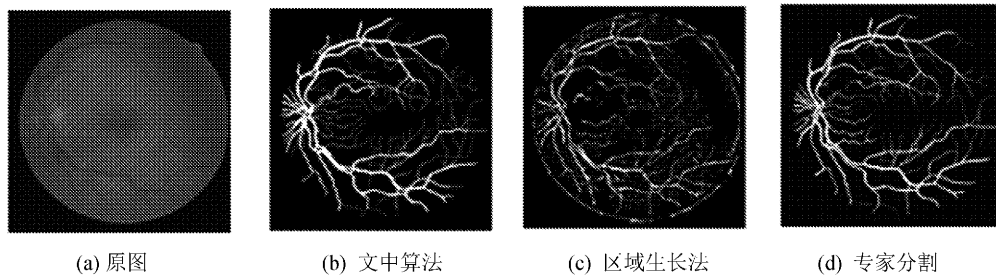


图4 第三组分割算法实验结果

由图中可以看出,与专家分割结果相比,区域生长法均出现了过分割和欠分割现象,且在血管末梢的分割方面有明显缺陷。文中算法所分割出的血管图像更为清晰,比传统的区域生长法分割得到的图像更为精确,并与专家分割图像更为接近。

为了更客观地评价分割结果,引入精度(True Positive, TP)、误检率(False Positive, FP)和漏检率(False Negative, FN)对分割结果进行定量评估,结果见表1。

| 算法 | 精度 | 误检率 | 漏检率 | % |
|------|-------|------|-------|---|
| 区域生长 | 88.75 | 9.53 | 11.25 | |
| 文中模型 | 96.93 | 0.92 | 2.77 | |

文中模型比其他两种算法精度更高,误检率和漏检率更低。

从表1可以看出,文中模型对糖尿病视网膜血管图像分割效果更优。使用文中所用的方法分割时,相比于区域生长法分割更准确,平均三次分割精确度达到96.93%。

3 结 语

在区域生长法的基础上,提出利用GWO优化阈值的区域生长法对糖尿病视网膜血管进行分割。首先确定种子点,再用GWO确定阈值,最后使用区域生长法进行分割。实验表明,与传统的区域生长法相比,结合GWO的区域生长法分割准确率更高。

参考文献:

[1] 丁蓬勃.基于深度学习的糖尿病性视网膜图像分析

算法研究[D].北京:北京交通大学,2017.

- [2] 罗院生.从视网膜图像到糖尿病视网膜病变诊断[D].成都:电子科技大学,2017.
- [3] 戴百生.基于彩色视网膜图像的眼底病相关目标检测研究方法[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2016.
- [4] 吴奎.基于特征提取和监督学习的视网膜血管分割技术研究[D].太原:太原理工大学,2016.
- [5] Nayebifar B, Moghaddam H A. A novel method for retinal vessel tracking using particle filters [J]. Computers in Biology and Medicine, 2013, 43(5): 541-548.
- [6] Zhao Y Q, Wang X H, Wang X F, et al. Retinal vessels segmentation based on level set and region growing [J]. Pattern Recognition, 2014, 47(7): 2437-2446.
- [7] Li Q, You J, Zhang D. Vessel segmentation and width estimation in retinal images using multiscale production of matched filter responses [J]. Expert Systems With Applications, 2012, 39(9): 7600-7610.
- [8] Salazar Gonzalez, Kaba D, Li Y M, et al. Segmentation of the blood vessels and optic disk in retinal images [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2014, 18(6): 1874-1886.
- [9] 张新明,涂强,康强,等.强化狼群等级制度的灰狼优化算法[J].数据采集与处理,2017,5(32):880-887.
- [10] 陈跃伟,彭道刚,夏飞,等.基于区域生长法和BP神经网络的红外图像识别[J].激光与红外,2018,48(3):402-407.
- [11] 刘乐,李阳,侯阿临,等.基于CT图像的肺实质分割[J].长春工业大学学报,2015,36(1):72-76.