

# 基于圆形保持水平集方法的虹膜分割研究\*

范立南, 欧文杰<sup>†</sup>, 孙申申, 赵志超

(沈阳大学信息工程学院, 沈阳 110044)

**摘要:** 虹膜分割是虹膜识别系统中最重要的一环,其分割的好坏将影响虹膜识别的准确率,而虹膜识别也是最可靠的人体生物终身身份标志之一。因此,提出了基于水平集算法的虹膜分割算法。此算法是利用水平集隐式特点与圆形形状方程显式的特点相融合确保了演化曲线在演化过程中仍保持圆形,利用其思想分割内边缘。引入自适应面积项到形状约束的 CV 模型中用来约束外边缘。实验结果表明,尽管眼睛睁开有限、眼镜和睫毛及眼睑等遮挡以及成像设备形成图像的角度等问题,此模型仍能取得很好的分割效果。选用区域相互重叠度——DICE 作为分割算法的评价指标,由实验数据可知,提出的算法对虹膜分割是有效的。

**关键词:** 虹膜分割; 水平集; CV 模型; 形状约束; 分割评价

**中图分类号:** TP391.72      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2014)04-1229-03

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.065

## Research on iris segmentation based on level set method with keeping circular

FAN Li-nan, OU Wen-jie<sup>†</sup>, SUN Shen-shen, ZHAO Zhi-chao

(College of Information & Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China)

**Abstract:** Iris segmentation is one of the most important part of iris recognition system, the good or bad of its segmentation will affect the accuracy in iris recognition, and which is one of the most reliable human biological identification for life. This paper proposed an algorithm about iris segmentation based on level sets. The combination between level set implicit characteristics and shape constraint with explicit equation ensured that the evolving curve kept circular in the process of evolution to segmentation inner edge. In addition, it introduced the adaptive area term to CV model with shape constraint to stop outer edge. The experimental results show that, although the limit of opening the eyes, glasses and eyelashes block and imaging equipment problems form the image point of view, the proposed model can still obtain a good segmentation effect. It selects the regional overlap degree DICE as segmentation evaluation index, and the experimental results show that the proposed algorithm is effective for iris segmentation.

**Key words:** iris segmentation; level set; CV model; shape constraint; segmentation evaluation

## 0 引言

生物识别技术是近年来兴起的身份识别技术。在人体的各种外部特征中,由于虹膜的组织结构在胎儿中胚发育阶段就已经定型了,具有唯一性且终身不变的特殊性,因此利用虹膜进行身份鉴别具有更高的准确率。目前虹膜识别技术被广泛认为是最有前途的生物识别技术之一<sup>[1]</sup>。由于虹膜识别的高可靠性和非侵犯性,其在科研和工业领域受到了越来越广泛的重视。

虹膜分割对整个系统非常重要,其分割的优劣直接影响后续结果的研究与分析。一些成熟的虹膜识别系统中,虹膜分割是耗时且复杂的环节,系统的识别错误大多是由分割误差引起的<sup>[2]</sup>。如何提高虹膜分割定位的准确度和速度,已成为当前研究的热点和难点。

一般来说上、下眼睑张开的程度是有限的,遮盖了部分虹膜信息,因而图像中的虹膜并不是完整的圆环,还存在眼睑的块状遮盖和睫毛的线性遮挡<sup>[3]</sup>,如图 1 所示。因此,进行虹膜分割时,首先应考虑上、下眼睑及睫毛遮挡的问题,这也是本文

的出发点。

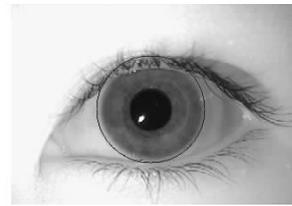


图1 虹膜分割样本

虹膜识别技术中 Daugman<sup>[4]</sup>和 Wildes<sup>[5]</sup>算法是经典算法。目前国内外已出现了一些对以上两种经典算法进行改进的虹膜识别技术。纵览有关虹膜图像处理的文献可发现,对虹膜分割的研究主要集中在小波变换过零检测(wavelet transform zero crossing)、两步法、数学形态学和 Hough 变换等虹膜识别算法,这些算法都是对虹膜内外边缘的检测,而有关眼睑遮挡和睫毛检测的研究不够深入,主要是借鉴外边缘的定位算法。但此方法定位速度慢,搜索过程复杂,耗时较多。当存在严重眼皮、睫毛干扰时,外边缘定位还会存在严重偏差。随后,剑桥大学 Daugman<sup>[6]</sup>提出了活动模板匹配的方法,其思想就是在图像特

**收稿日期:** 2013-06-10; **修回日期:** 2013-07-27      **基金项目:** 辽宁省自然科学基金资助项目(20102154);辽宁省教育厅科研计划项目(L2010376)

**作者简介:** 范立南(1964-),男,辽宁沈阳人,教授,博士,主要研究方向为图像处理、人工智能、模式识别等;欧文杰(1987-),女(通信作者),天津蓟县人,硕士,主要研究方向为图像处理、变分水平集分割等(526954073@qq.com);孙申申(1980-),女,辽宁沈阳人,讲师,博士,主要研究方向为图像处理、医学影像后处理等;赵志超(1988-),男,河北泊头人,硕士,主要研究方向为控制理论与应用、智能机器人等。

定的区域内以一个圆形边缘探测器反复地寻找虹膜的内外边缘,直至找到最佳匹配的两个圆为止。但此方法需要先进行粗定位,这样大大增加了算法的复杂性。

针对影响虹膜识别性能的眼睑及睫毛遮挡等情况,利用虹膜的先验知识,本文提出了先验形状保持不变的主动轮廓模型,利用水平集能够使零水平集自由地改变曲线拓扑结构的优点。此模型在文献[7]的思想,提出对两条初始曲线同时演化的方法。对外边缘曲线分割引入了自适应面积项,利用二阶导数的性质寻找边缘。同时合理选择边缘停止函数,利用边缘梯度信息能够准确地停止在外边缘轮廓。形状保持的主动轮廓模型具有形状描述简单、方便,且本身连续,无须正则项因子;水平集函数演化过程就是水平集函数中的参数变化,只需使得参数能量函数达到最小即可。

### 1 建立可变权面积系数

#### 1.1 传统方法简介

水平集演化的实质是利用图像特征控制演化曲线向能量泛函最小化的方向运动。传统定义的外部能量函数<sup>[8]</sup>如式(1)所示。

$$E_{ext}(\varphi) = \lambda L_g(\varphi) + v(I)A_g(\varphi) = \lambda \int_{\Omega} g(\nabla D\sigma(\varphi)) |\nabla \varphi| dx dy + v \int_{\Omega} g(\nabla D)H(-\varphi) dx dy \quad (1)$$

其中:权系数  $\lambda, v$  均为常数,  $\lambda > 0, v$  可正可负;  $\sigma$  和  $H(x)$  分别表示 Dirac 和 Heaviside 函数;  $g$  为边缘停止函数。

$E_{ext}(\varphi)$  最小化结果:第一项是零水平集的长度项(也叫正则项),用来约束曲线长度,使得演化曲线在总能量泛函达到最小时应保持尽可能地短,但零水平集会逐渐变得平滑,并减少尖点、角点和奇异点的产生<sup>[9]</sup>。第二项为面积项,权系数  $v$  起着至关重要的作用,一方面它的符号(正负)决定了零水平集的演化方向( $v > 0$  向内收敛,  $v < 0$  向外扩张),使得零水平集收缩或扩张,从而获得目标物体的轮廓;另一方面权系数  $v$  影响边缘停止函数的大小。因此,在一定程度上决定了零水平集捕获目标物体多层轮廓的能力<sup>[10]</sup>。在实际分割过程中,首先确定初始轮廓线的位置是在目标外部还是内部,然后设置常数  $v$  的符号,以便能达到分割效果,但这样对操作带来了不便。因此本文对面积权系数  $v$  进行了改进。

#### 1.2 面积项可变权系数的改进

在上述分析中,权系数  $v$  是一个常数,这使得模型缺乏方向和大小的自适应性。为了解决这一问题,本文考虑引入可变权系数,它不仅能够根据图像信息自动改变正、负符号,使零水平集能够自适应地选择其运动方向和幅值大小。

基于以上分析,本文定义面积可变权系数如式(2)所示。

$$v(I) = c \cdot \text{sgn}(\Delta G_{\sigma} \times I) (|\nabla G_{\sigma} \times I|) \quad (2)$$

其中: $I(x, y)$  为图像;  $\text{sgn}(\cdot)$  是符号函数;  $G_{\sigma}$  是标准差为  $\sigma$  的高斯滤波器;  $\nabla G_{\sigma} \times I$  是图像与高斯滤波器卷积后的梯度;  $\Delta G_{\sigma} \times I$  为 Laplace 算子作用于高斯滤波后图像的结果;  $c > 0$  是常数。

a) 本文改进的可变权系数是 Laplace 算子,具有二阶导数重要的性质,即目标边界两侧二阶导数值符号相反。根据这个性质,对于初始轮廓在目标物体外,有  $\Delta G_{\sigma} \times I > 0, \text{sgn}(\Delta G_{\sigma} \times I) > 0, v(I) > 0$ , 引导零水平集向内朝着目标物体演化;对于初始轮廓在目标物体内部,  $\Delta G_{\sigma} \times I < 0, \text{sgn}(\Delta G_{\sigma} \times I) < 0, v(I) < 0$ ,

引导零水平集向外朝着目标物体演化。这样零水平集就能够根据当前位置自适应地决定是向内还是向外运动。

b) 系数  $v(I)$  的大小是由图像梯度决定的。它能够根据图像信息自适应地调整大小,在图像边缘处,梯度的模较大。边缘停止函数  $g$  用来驱使零水平集向着图像中的目标边界运动。它是一个单调递减函数  $g = \exp(-|\nabla G_{\sigma} \times I|^2/m)$ ,  $m$  是常数,取值决定着曲线演化分割速度,具体见第 3 章说明。

### 2 能量模型的建立

根据虹膜的先验知识,虹膜结构为圆环状,本文提出基于圆形形状保持不变的模型,自适应地演化到目标边缘。在演化过程中,由于水平集函数为圆形方程,表示显式且连续函数,因此无须正规项。基于圆形约束的 CV 模型被定义为如式(3)所示。

$$\inf \{ E[c_1, c_2, \varphi | u_0] \} = \lambda_1 \int_{\Omega} (u_0 - c_1)^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} (u_0 - c_2)^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \quad (3)$$

形状约束如式(4)定义所示。

$$\varphi = 1 - \sqrt{(x-x_0)^2/r_0^2 + (y-y_0)^2/r_0^2} \quad (4)$$

其中: $\lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$  是图像背景与目标的权系数;  $r_0, (x_0, y_0)$  分别为圆的半径和中心坐标。

将  $\varphi$  看做常数,对上式求导,得到曲线内外均值  $c_1, c_2$  迭代式如式(5)所示。

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} u_0 H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy}, c_2 = \frac{\int_{\Omega} u_0 (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy} \quad (5)$$

内边缘参数的演化方程如式(6)所示。

$$\begin{aligned} \frac{dr_0}{dt} &= - \int_{\Omega} [\lambda_1 (u_0 - c_1)^2 - \lambda_2 (u_0 - c_2)^2] \delta(\varphi) \frac{1}{r_0} dx dy \\ \frac{dx_0}{dt} &= - \int_{\Omega} [\lambda_1 (u_0 - c_1)^2 - \lambda_2 (u_0 - c_2)^2] \delta(\varphi) \frac{(x - x_0)}{r_0^2} dx dy \\ \frac{dy_0}{dt} &= - \int_{\Omega} [\lambda_1 (u_0 - c_1)^2 - \lambda_2 (u_0 - c_2)^2] \delta(\varphi) \frac{(y - y_0)}{r_0^2} dx dy \end{aligned} \quad (6)$$

在几何活动轮廓模型中,演化曲线能否停留在目标边界上,也取决于边缘停止速度函数的控制速度是否近似为 0。如果不为 0,先到达目标边界的演化曲线就继续迭代,从而导致边界泄漏<sup>[11]</sup>。文献[7]正是如此,当曲线演化到边界时,曲线仍继续演化。由于缺少边缘信息,曲线演化停止仅根据迭代的时间。本文采用两个形状约束的水平集函数,当在规定的迭代时间范围内,能够分割出内外边缘。分割外边缘时,形状保持主动轮廓模型引入自适应面积项  $v(I)$ ,此模型会准确停止在边缘目标上,然后演化分割内部轮廓。

经上述分析,分割外边缘的模型如式(7)所示。

$$\inf \{ E[c_1, c_2, \varphi | u_0] \} = \lambda_1 \int_{\Omega} (u_0 - c_1)^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} (u_0 - c_2)^2 (1 - H(\varphi)) dx dy + v(I) \int_{\Omega} g(\nabla u_0) H(-\varphi) dx dy \quad (7)$$

关于外边缘形状参数的演化方程如式(8)所示。

$$\begin{aligned} \frac{dr_0}{dt} &= - \int_{\Omega} [\lambda_1 (u_0 - c_1)^2 - \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 - v \times g] \delta(\varphi) \frac{1}{r_0} dx dy \\ \frac{dx_0}{dt} &= - \int_{\Omega} [\lambda_1 (u_0 - c_1)^2 - \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 - v \times g] \delta(\varphi) \frac{(x - x_0)}{r_0^2} dx dy \\ \frac{dy_0}{dt} &= - \int_{\Omega} [\lambda_1 (u_0 - c_1)^2 - \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 - v \times g] \delta(\varphi) \frac{(y - y_0)}{r_0^2} dx dy \end{aligned} \quad (8)$$

本文主要思想就是将 CV 模型的能量泛函中的一般水平集函数换成一个圆形方程函数。由于圆形函数本身是连续可微的,所以原来 CV 模型的正则项可忽略。这样原来的 CV 模型的能量泛函就变成关于圆的中心坐标、半径的能量函数,因此能量最小就成为求三个参数的能量最小。这样在演化过程中曲线始终保持为圆形形状。这样的好处是不用再对形状进行约束。因为这一约束已嵌入到能量函数(CV 为能量泛函)中,即使有遮挡或者灰度不均匀还能停在正确位置。

经过上述分析,本文算法流程为:

- a) 从虹膜数据库中随机读入几幅图像;
- b) 图像预处理——高斯滤波器与原图像卷积、去噪;
- c) 计算边缘函数  $g$ ;
- d) 设置初始化水平集函数和初始参数值  $r_0, x_0, y_0$ ;
- e) 计算曲线内外区域的灰度均值  $c_1, c_2$ ;
- f) 对形状参数演化方程进行迭代计算,并用迭代计算出的结果重新初始化参数;
- g) 重复步骤 e)f), 当活动轮廓曲线停止演化或超过设置迭代时间时终止。

### 3 实验结果与分析

通过采用 LG IrisAccess 2200 设备得到 450 张虹膜图像的 MMU1 虹膜数据库中随机得到六张虹膜图像对本文模型进行验证。

实验环境设置如下:实验条件为 Intel Pentium Dual CPU, 1.6 GHz, 0.99 GB 内存, MATLAB 7.4.0; 初始参数的设置为  $m = 1$ ;  $(x_0, y_0)$  为内圆的中心坐标。

1) 边缘函数  $m$  值选取。如图 2 所示,  $m$  的值直接影响着  $g$  趋近零的速度。

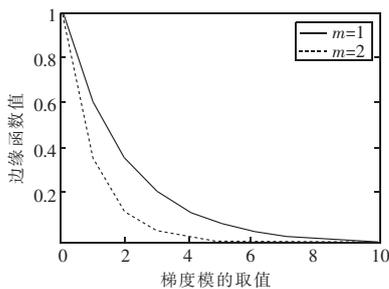


图 2  $m$  取值对边缘停止函数收敛速度影响曲线

由上述实验结果可知,  $m$  取值不同分割结果也不同,  $m$  越大演化速度也会变慢。实验结果如图 3 所示。如图 3(a) 所示, 当  $m = 1$  时, 外边缘模型能够迅速达到停止条件, 使得内外边缘继续演化; 如图 3(b) 所示, 当  $m = 2$  时, 可以明显看出在同样的迭代时间内, 内边缘没有达到正确位置, 使得收敛曲线速度变慢。经分析, 文献[7]使用的模型对单边缘(内或外边缘)的提取效果较好, 如图 3(c) 所示, 但同时分割内外边缘时会极早陷入局部极小值。



(a)  $m=1$  时本文演化结果 (b)  $m=2$  时本文演化结果 (c) 文献[7]结果

图 3 虹膜分割结果

2) 对不同特点的虹膜图形进行本文模型的验证, 分割结果如图 4 所示。

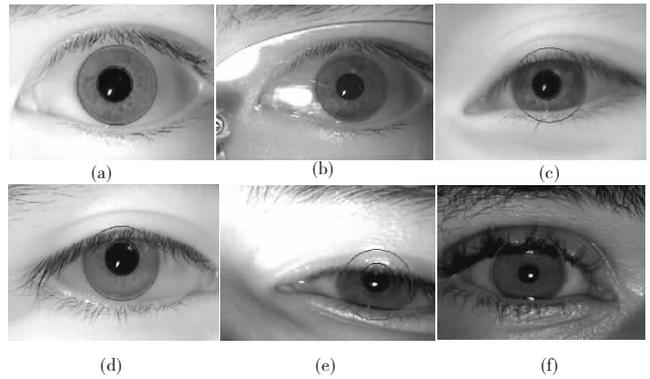


图 4 图像的实验结果

在某种特定情况下, 不同的目标物体轮廓或细节需求不一样。式(2)中引入的权系数  $c$  是用来控制不同环境对目标边缘的不同需求,  $c$  的取值决定着梯度值的大小, 也就是决定着对噪声的敏感性。根据文献[9]和实验调试,  $c$  取值范围是 2 ~ 4。  $\sigma$  决定着高斯滤波器的宽度(也就是平滑程度),  $\sigma$  越大, 滤波器频带越宽, 平滑程度越好。  $\sigma$  取值范围是 2.5 ~ 7。

为验证本文算法对噪声不敏感以及目标被遮挡的虹膜图像分割效果, 图 4 的大小为  $320 \times 240$ , 实验的人物所处环境不同, 如拍照过程中, 光照的变化、噪声的干扰、信息被眼睑和睫毛遮挡、瞳孔区域缩放以及佩戴眼镜等情况。选用数据库中虹膜样本(图 1)作为金标准, 选用相互重叠度——DICE 作为分割评价指标, 则 DICE 定义如下:

$$DICE = \frac{2MO}{A+B}$$

其中:  $MO$  为相互重叠区域;  $A$  为真值区域;  $B$  为算法分割区域。分割指标的评价数据如表 1 所示。

表 1 DICE 实验数据结果

图 4	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
DICE	0.991	0.990	0.989	0.972	0.981	0.995

本文提出的算法首先对外边缘进行边缘约束, 然后进行内边缘分割, 圆形保持的主动轮廓模型能够克服遮挡物和噪声对目标的影响, 准确地检测出内外边缘。从以上图像的分割结果可看出, 基于形状保持的主动轮廓模型将分割与知识过程融为一体, 达到分割目标。由表 1 中 DICE 分割指标数据所知, 此算法对虹膜分割准确率的均值达到约 98.6%。

### 4 结束语

对不同姿态的虹膜识别, 由于成像设备的环境以及人物的不同特征, 本文提出了圆形保持水平集方法, 同时在分割外边缘模型中引入外部力的面积项, 当边缘函数达到边缘时, 梯度值最大, 即演化曲线停止。由于形状保持主动轮廓模型中的特定目标是由参数化水平集函数(如圆、椭圆、直线的显性方程)的零水平集表示, 所以此模型在演化过程中只需要迭代形状参数来控制曲线以达到目标的边界, 将曲线的显式与隐式表示的优点结合在一起。该模型可以较好地克服图像中出现光照的变化、噪声的干扰、信息被眼睑和睫毛遮挡、瞳孔区域缩放以及佩戴眼镜等干扰的影响。但此模型的局限性在于内边缘检测与圆的中心点有关。

#### 参考文献:

[1] 苗守杰. 人眼虹膜图像分割方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005. (下转第 1235 页)

一些噪声或者纹理区域出现了一些分割斑点,如图 smhouse 中草坪、grain 中的谷物等区域的分割结果出现了大量的过分割。

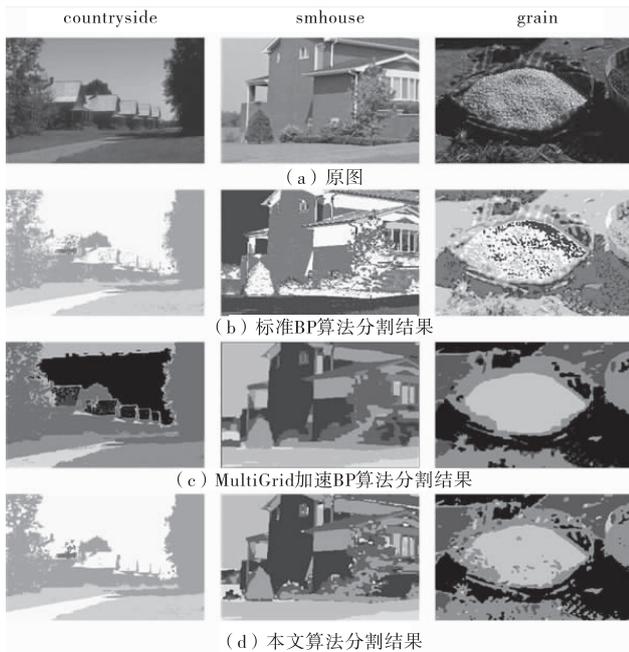


图 3 分割结果对比

对于提出的区域 BP 算法来说,由于区域消息的计算复杂度,因此常规的区域 BP 算法具有较长的分割时间。为了加快算法的速度,本文利用快速收敛策略,通过人工设定收敛阈值,对于相邻区域传递的消息进行收敛性判断。如果消息不收敛,则继续进行消息的传递;如果消息收敛,则认为已经得到了一个稳定的标号解,跳过该区域进行下一个区域消息的传递。MultiGrid BP 算法采用了一种多尺度块消息传递算法,并利用节点的收敛策略减少了 BP 算法的冗余计算,加速了 BP 算法。但是这种点概率收敛策略容易受噪声或者纹理突变信息的干扰,在节点之间造成消息传递的振荡;并且由于这种技术采用了多尺度的技术,因此具有较长的分割时间。本文提出的区域收敛策略有效地克服了这种干扰,表现出了更快、更稳定的速度。分割时间对比如表 1 所示。

表 1 图像分割时间对比

图像	算法迭代时间/s			
	标准 BP 算法	区域 BP 算法 <sup>[6]</sup>	MultiGrid BP 加速算法 <sup>[8]</sup>	本文算法
countryside	32.968	35.473	28.966	23.352
smhouse	15.859	8.438	14.529	5.571
grain	2.594	9.156	9.062	3.194

(上接第 1231 页)

[2] 周啸. 虹膜识别关键技术研究及实现[D]. 南京:南京航空航天大学,2010.

[3] 徐效文,张荷萍. 融合局部与全局特征提取的虹膜识别方法[J]. 计算机应用研究,2012,29(11):4378-4380,4397.

[4] DAUGMAN J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993,15(11):1148-1161.

[5] WILDES R P. Iris recognition: an emerging biometric technology [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1997,85(9):1348-1363.

[6] DAUGMAN J G. Biometric personal identification system based on iris analysis: US, 5291560[P]. 1994-03-01.

[7] TANG Yang-dong, LI Xiao-mao, Von FREYBERG A, *et al.* Automatic

## 5 结束语

本文提出了一种局部区域自适应 MRF 分割模型,并建立了一种快速收敛的区域 BP 算法。所建模型有效地利用局部区域信息描述了图像的局部特征,提出的 BP 算法不仅对图像的噪声和纹理突变具有一定的鲁棒性,获得了更好的分割结果,而且有效地减少了 BP 算法的全局迭代次数,加速了算法的收敛。实验结果充分证明了提出分割方法的有效性和快速性。

### 参考文献:

[1] LEVADA A L M, MASCARENHAS N D A, TANNUS A, *et al.* Spatially nonhomogeneous potts model parameter estimation on higher-order neighborhood systems by maximum pseudo-likelihood [C]//Proc of the 23rd Annual ACM Symposium on Applied Computing. New York: ACM Press, 2008:1733-1737.

[2] ZHANG Xiao-ling, LAM K M, SHEN Lan-sun. Image magnification based on a blockwise adaptive Markov random field model [J]. *Image and Vision Computing*, 2008,26(9):1277-1284.

[3] 卢阿丽,唐振民,杨静宇. 基于信任度传播的体视算法[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(1):84-90.

[4] FELZENSZWALB P, HUTTENLOCHER D. Efficient belief propagation for early vision [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006,70(1):41-54.

[5] YANG Qing-xiong, WANG Liang. Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation, and occlusion handling [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(3): 1-12.

[6] 徐胜军, 韩九强, 赵亮, 等. 用于图像分割的局部区域能量最小化算法[J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(8):7-12.

[7] KATO Z, PONG T C. A Markov random field image segmentation model for color textured images [J]. *Image and Vision Computing*, 2006,24(10):1103-1114.

[8] BESAG J. On the statistical analysis of dirty picture [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1986, 48(3):259-302.

[9] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984,6(6):721-741.

[10] MARROQUIN J. Probabilistic solution of inverse problems [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1985.

segmentation of the papilla in a fundus image based on the CV model and a shape restraint[C]//Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition. 2006:183-186.

[8] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2001,10(2):266-277.

[9] 何传江,李梦,詹毅. 用于图像分割的自适应距离保持水平集演化[J]. 软件学报,2008,19(12):3161-3169.

[10] LI Xiao-mao, TANG Yan-dong, MIN Li. Elliptic object detection based on shape preserving and active contour[J]. *光电工程*, 2008, 35(2):97-102.

[11] ROUSSON M, PARAGIOS N. Shape priors for level set representations [C]//Proc of the 7th European Conference on Computer Vision. 2002:78-92.