

基于非线性尺度空间的非理想虹膜边界定位

万洪林^{1,2}, 李宝生³, 韩氏⁴, 李登旺¹

(1. 山东师范大学 物理与电子科学学院, 山东 济南 250014; 2. 东南大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210018;
3. 山东省肿瘤医院, 山东 济南 250117; 4. 山东大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250100)

摘要: 提出了一种基于非线性尺度空间的非理想虹膜边界定位方法。这一方法通过具有尺度演化特性的非线性扩散消除小尺度的几何结构, 保留虹膜的主要边界信息。此外将此扩散与多分辨率分析框架结合, 从而实现了虹膜边界的快速有效检测。实验结果表明, 与经典方法相比, 所提算法能够有效消除上述因素导致的不利影响, 精确提取了非理想虹膜的内外边界。

关键词: 虹膜边界定位; 生物特征识别; 非线性尺度空间; 偏微分方程

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)03-0208-08

Nonlinear scale-space based boundary localization for nonideal iris

WAN Hong-lin^{1,2}, LI Bao-sheng³, HAN Min⁴, LI Deng-wang¹

(1. School of Physics and Electronic Science, Shandong Normal University, Jinan 250014, China;
2. School of Computer Science and Technology, Southeast University, Nanjing 210018, China; 3. Shandong Cancer Hospital, Jinan 250117, China;
4. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100, China)

Abstract: A nonlinear scale-space based localization method of nonideal iris boundaries was proposed. The method eliminates small-scaled geometric structures while preserving large-scaled iris boundaries by nonlinear diffusions with the scale-evolution property. Moreover it combines such diffusions with the frame of multiresolution analysis, and achieves fast and effective iris boundary detection. Experimental results indicate that compared with the classical methods, the proposed algorithm extract nonideal iris boundaries accurately and efficiently with overcoming the disadvantageous influences of the nonideal factors.

Key words: iris boundary localization; biometrics; nonlinear scale-space; partial differential equations

1 引言

生物特征识别(biometrics)技术通过计算机利用人类自身的生理或行为特征进行个人身份认定。这些生理或行为特征由于人各有异、几乎随身携带并且具有相当的稳定性, 能够成为身份鉴定的可靠依据。目前, 生物特征识别技术凭借这些独特优势已经在信息安全、金融交易、社会安全、人员管理、医疗卫生等领域获得了广泛应用^[1]。

与其他生物特性相比, 虹膜唯一性高、精度高、稳定性好、适用人群广泛。虹膜识别得到了科学界和工业界的高度关注^[2,3]。一个典型的虹膜识别系统主要由虹膜图像预处理(主要是定位)、特征提取和编码组成。虹膜边界定位是虹膜识别系统的基础, 它对最终的识别效果产生重要影响。最早的虹膜边界定位方法由 Daugman 提出, 即积分/微分算子(integro-differential operator)^[4]; Wildes 提出的算法将边缘检测与 Hough 变换相结合^[5]; Boles 等采用

收稿日期: 2012-06-13; 修回日期: 2013-08-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61073138); 济南市高校自主创新基金资助项目(201202018); 山东省自然科学基金资助项目(ZR2013FQ019); 国家重点实验室开放课题基金资助项目(2013-1-1506)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61073138); Independent Innovation Program of University of Jinan(201202018); The Natural Science Foundation of Shandong Province(ZR2013FQ019); The Open Project of State Key Lab(2013-1-1506)

一维3次样条小波提取出的图像过零点作为特征^[6]。随后,人们在虹膜图像预处理阶段引入了多种工具,如活动轮廓模型、傅里叶变换与几何投影、统计方法、Gabor滤波器^[7,8],都取得了良好效果。近年来,考虑到虹膜识别系统的实用性,人们开始更多地关注非理想虹膜的识别。非理想虹膜图像由于存在反光、睫毛和眼睑遮挡等干扰,图像质量大为降低,这为边界的准确定位带来了很大困难。Proenca^[9]等利用 k 均值模糊聚类实现对虹膜图像灰度的特征分类;Pundlik等^[10]利用图割实现虹膜分割,但是图割方法依赖于像素间的统计关系,忽略了边界信息,且迭代过程较长;He等^[11]提出了一种混合分割方法,即首先利用线性插值技术消除反光,再由弦长均衡方法搜索瞳孔中心;Jarjes等^[12]利用Snake模型和角积分投影方法实现虹膜分割;Roy^[13]通过水平集方法实现虹膜边界的提取。然而,由于Snake和水平集方法均依赖于由偏微分方程控制的曲线演化模型,收敛速度慢,对曲线初始位置非常敏感。

本文提出了一种基于非线性尺度空间(nonlinear scale-space)的非理想虹膜边界定位方法。自20世纪90年代以来,基于偏微分方法的非线性尺度空间在图像处理和计算机视觉领域取得了巨大成功。其基本原理是通过欧拉-拉格朗日方程获得一个极小化能量泛函的解,而这个解就是一个或一组偏微分方程(非线性尺度空间下的扩散方程)。更重要的是,非线性扩散所具有的尺度演化特性能够消除小尺度的几何结构,保留大尺度的边缘信息,从而能够有效保护图像边缘信息(如图1所示)。

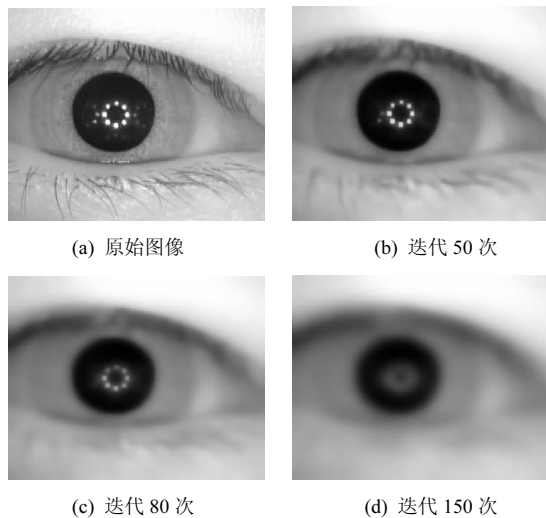


图1 基于P-M方程的非线性扩散(扩散函数采用式(5), $K=1$)

利用这一特性,通过扩散消除小尺度的睫毛带来的干扰,同时保留大尺度的虹膜内外边界;通过基于Laplace金字塔的多分辨率框架减少虹膜图像数据,提高算法速度。另外在外边界定位过程中,采用基于区域特征的曲线演化实现外边界检测,以虹膜边界内外区域的平均灰度差作为依据实现边界的判定。实验证明,本文提出的算法克服了各种干扰的影响,能够准确定位非理想虹膜内外边界。

2 非线性尺度空间及其演化特性

非线性尺度空间的演化方程可以表述为各向同性扩散(isotropic diffusion),即

$$I(x, y, t) = I_0(x, y) * G(x, y, t) \quad (1)$$

其中, $I_0(x, y)$ 和 $I(x, y, t)$ 表示初始时刻和 t 时刻的图像, $G(x, y, t)$ 为 t 时刻的高斯核函数,其方差为时间变量 t 。线性尺度空间有一种等价形式,即

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(\nabla I) = \Delta I(x, y) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

其中, Δ 为 Laplace 算子, $\text{div}(\cdot)$ 表示散度。由式(1)可知,线性尺度空间描述的图像关于时间的演化规律是:初始图像被参数为 t 的二维高斯核函数平滑,其包含的细节信息随时间的增加而不断减少。

与线性尺度空间相比,非线性尺度空间下的各向异性扩散(anisotropic diffusion)的最大优势在于平滑图像的同时能够有效保护边缘。Perona 和 Malik^[14]最早提出了基本形式的非线性扩散方程,即 P-M 模型。作为对式(2)的泛化形式, P-M 模型表示为如下的偏微分方程。

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla I|)\nabla I) = g(|\nabla I|)\Delta I + \langle \nabla g, \nabla I \rangle \quad (3)$$

其中, I 为 t 时刻的图像, $\langle \cdot \rangle$ 表示内积运算。 $g(|\nabla I|)$ 是扩散控制函数,它关于梯度幅度 $|\nabla I|$ 单调递减,其表达式为

$$g(|\nabla I|) = \exp\left(-\left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2\right) \quad (4)$$

或

$$g(|\nabla I|) = 1 / \left[1 + \left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2\right] \quad (5)$$

K 为设定的常数。就非线性扩散而言, 梯度 $|\nabla I|$ 实际上是图像边缘的检测函数, 而 $g(|\nabla I|)$ 则被设为关于梯度的单调递减(或非增)函数。P-M 方程体现了非线性扩散的基本思想: $|\nabla I|$ 越大, 表明当前像素点处存在强边缘, 其平滑程度越小; 反之, 则表明当前像素点处于平坦区域, 平滑程度越大。另外, 非线性扩散具有尺度演化(平滑)特性: 随着演化即时间的推进, 具有小尺度特征的几何或纹理结构会被逐渐消除, 而大尺度的边缘信息得以保留^[15]。若函数 $g(|\nabla I|) \equiv a$ (a 为常数), 则 P-M 方程退化为线性的各向同性扩散^[14]。

对于二维数字图像, 由式(3)及梯度下降法原理, 可得 P-M 模型的(4 邻域)数值实现为

$$\begin{aligned}
 I^{n+1}(i, j) = & I^n(i, j) + \\
 & \lambda^n g(|\nabla I^n(i, j)|) (I_{xx}^n(i, j) + I_{yy}^n(i, j)) + \\
 & \lambda^n g'(|\nabla I^n(i, j)|) \cdot \\
 & \left(\frac{[I_x^n(i, j)]^2 \cdot I_{xx}^n(i, j) + [I_y^n(i, j)]^2 \cdot I_{yy}^n(i, j)}{|\nabla I^n(i, j)|^2} \right) \quad (6)
 \end{aligned}$$

其中, $|\nabla I^n(i, j)| = \sqrt{[I_x^n(i, j)]^2 + [I_y^n(i, j)]^2}$, 并且

$$\begin{cases}
 I_x^n(i, j) = I^n(i+1, j) - I^n(i, j) \\
 I_y^n(i, j) = I^n(i, j+1) - I^n(i, j) \\
 I_{xx}^n(i, j) = I^n(i+1, j) + I^n(i-1, j) - 2I^n(i, j) \\
 I_{yy}^n(i, j) = I^n(i, j+1) + I^n(i, j-1) - 2I^n(i, j)
 \end{cases}$$

其中, $I^n(i, j)$ 表示第 n 次迭代后图像在 (i, j) 处的像素值, $I_x^n(i, j)$ 和 $I_y^n(i, j)$ 分别表示图像 I 在 (i, j) 处水平和垂直方向的一阶差分, $I_{xx}^n(i, j)$ 和 $I_{yy}^n(i, j)$ 分别给出二阶差分。此外 λ^n 为第 n 次迭代时的权值, 迭代次数可以根据实际需要人为设定。图 1 展示了虹膜图像在 P-M 模型下的演化结果, 参数设定为 $\lambda^n \equiv 0.25$, 扩散函数 $g(\cdot)$ 取式(5)。很明显, 小尺度的睫毛和眼睑随着迭代次数的增加而愈加模糊, 而大尺度的瞳孔则得以保留。

3 非理想虹膜图像边界定位算法

非理想虹膜图像识别所面临的主要问题是各种干扰, 主要包括睫毛和眼睑遮挡、反光等。此外, 虹膜的外边缘相对内边缘较为模糊, 直接利用边缘检测算子较为困难。本文将虹膜内外边界视为同心圆, 所提出的边界定位算法包括内边界定位和外边界定位两部分。算法流程如图 2 和图 3 所示。

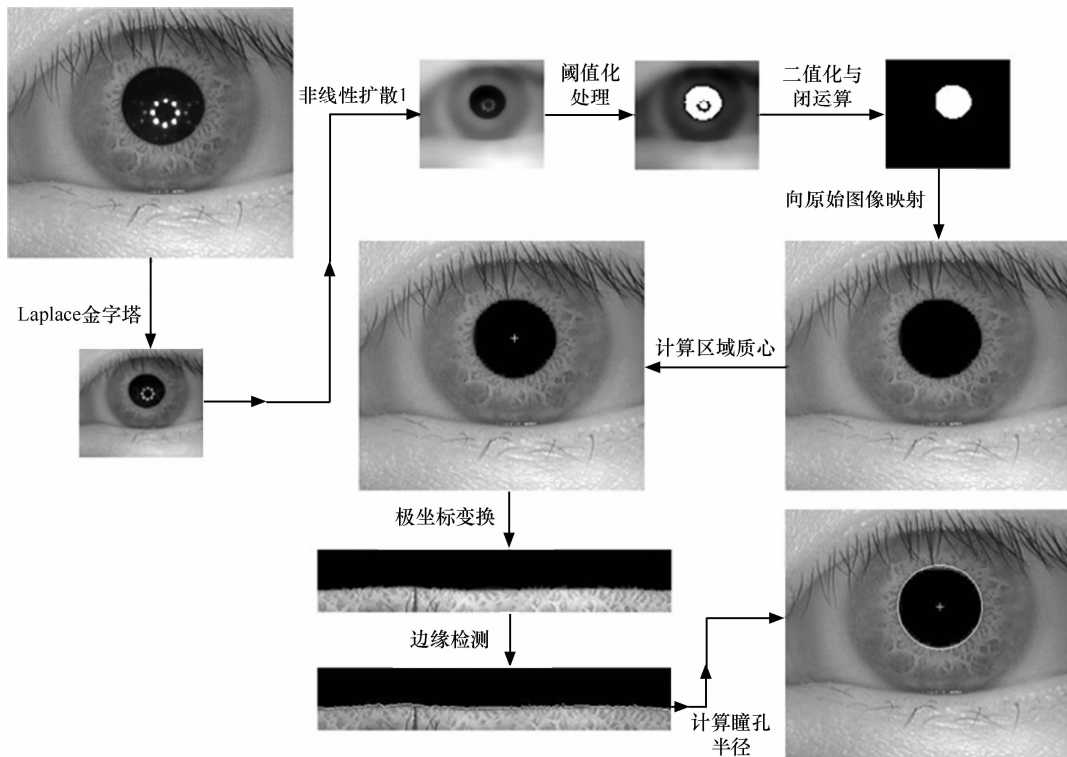


图 2 虹膜内边界定位算法流程

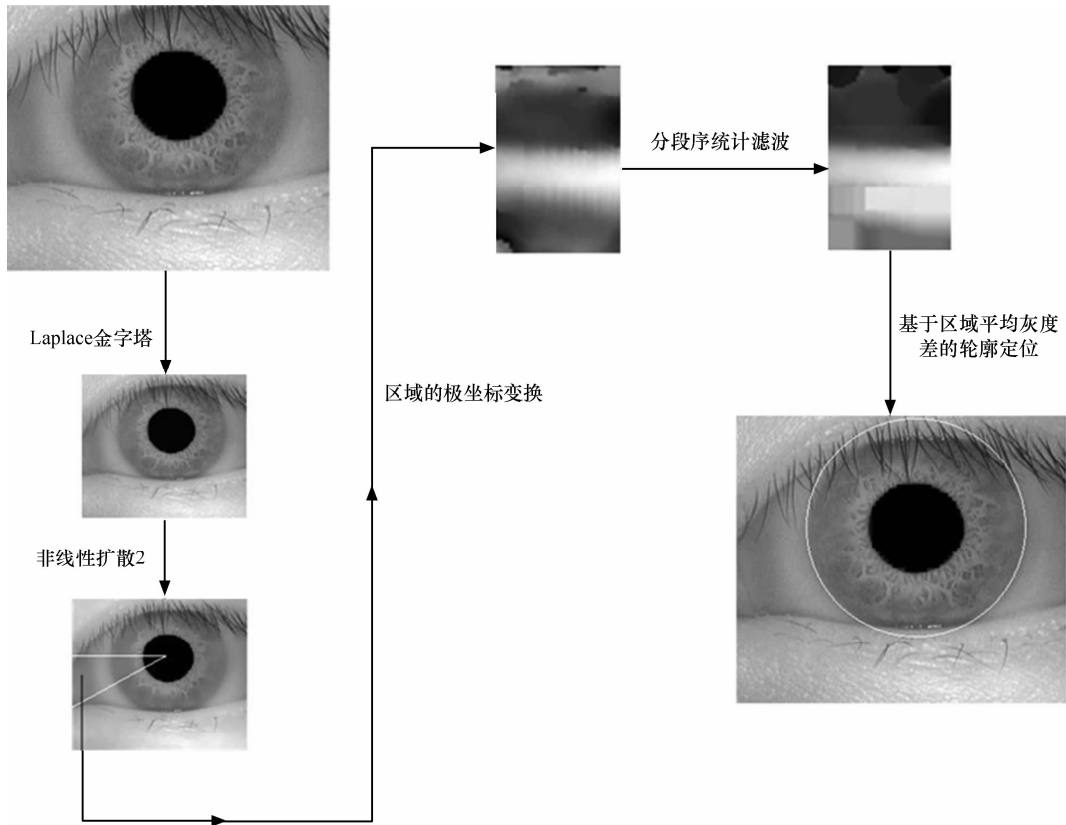


图 3 虹膜外边界定位算法流程

3.1 虹膜内边界定位算法

虹膜内边界的提取是整个边界定位算法的关键。就非理想虹膜图像而言，算法必须能够克服各种常见的尤其是睫毛的干扰，保证内边界和瞳孔中心点的准确定位，同时在保证算法可靠性的基础上尽量节省计算。由此本文提出内非理想虹膜图像边界算法如图 2 所示，具体步骤如下。

Step1 对非理想虹膜图像 I 进行框架 Laplace 金字塔分解^[16,17]，用矩阵形式表示，其一层分解公式为

$$\begin{pmatrix} Ic \\ Id \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\downarrow 2)H \\ I - G(\uparrow 2)(\downarrow 2)H \end{pmatrix} I \quad (7)$$

其中， H 和 G 分别表示满足完全重构条件(即框架结构)的低通和高通滤波器，得到概貌图像 Ic 和细节图像 Id 。

Step2 对 Ic 进行各向异性扩散，扩散控制函数选择式(5)，得到图像 Ic_diffu1 ，其数值实现由式(6)确定，参数设定为 $\lambda^n = 0.25$ 。

Step3 考虑到一般情况下瞳孔区域的灰度值最低，则设定阈值 Th ，将 Ic_diffu1 二值化，低于此阈值的像素的灰度值置为 0，得到 L 区域；否则

置 1，得到 H 区域，即

$$Ic_b(i, j) = \begin{cases} H, & Ic_diffu1(i, j) \geq Th \\ L, & Ic_diffu1(i, j) < Th \end{cases} \quad (8)$$

Step4 对 L 区域进行闭运算，得到图像 Ic_pupil ，即概貌图像的二值化的瞳孔区域，其中，闭运算采用的结构算子为圆，用 b 表示，即

$$Ic_pupil = (L \oplus b) \ominus b \quad (9)$$

这一运算将消除小尺度的反光区域。二值化操作的目的是得到瞳孔区域，再将此区域进行形态学闭运算，即去反光操作，得到的 L 区域(Ic_pupil)即为概貌图像中的瞳孔区域。

Step5 利用插值技术将 Ic_pupil 映射为与 I 同样大小的图像，得到 I_pupil ，用双线性插值实现。

Step6 以 I_pupil 的 L 区域为模板，覆盖原始图像 I 中对应的区域，得到去反光后的图像 I_r 。

Step7 计算 I_r 瞳孔区域的质心 C ，即

$$C = (C_x, C_y) = \left(\frac{1}{N_{pupil}} \sum_{I_r(i,j) \in L} i, \frac{1}{N_{pupil}} \sum_{I_r(i,j) \in L} j \right) \quad (10)$$

其中, N_{pupil} 为瞳孔区域的像素数量。又以点 C 为圆心, 对 I_r 进行极坐标变换和边缘检测, 以半径方向上幅值响应最大的点为内边界点; 统计内边界点到质心 C 的距离, 将出现概率最大的距离 R_i 作为内边界的半径。这一过程可表示为

$$R_i = \arg \max_{k \in K} p_k \quad (11)$$

其中, $p_k = p(r = R_{i_k})$, 表示半径为 R_{i_k} 的概率; $R_{i_k} \in RI$, RI 为所有检测出的半径长度的集合。由上述过程得到的质心 C 即为瞳孔中心, 亦即虹膜内边界的圆心; R_i 为内边界的半径。

3.2 虹膜外边界定位算法

虹膜外边界通常表现为变化平缓的弱边缘, 故常用的边缘检测算子对其检测的效果并不理想。本文采用基于区域统计信息(平均灰度差)的轮廓演化方法实现外边界的定位(如图 3 所示), 具体算法如下。

Step1 将由 Step6 得到的消除反光后的图像 I_r 进行 Laplace 金字塔分解, 得到概貌图像 I_rc , 内边界圆心 C 在 I_rc 中被映射为点 \bar{C} , 分解过程与式(7)相同。

Step2 对 I_rc 进行非线性扩散, 得到图像 I_rc_diffu2 , 扩散控制函数选择式(5), 参数设定为 $\Delta t = 0.25$ 和 $\lambda^n = 0.25$ 。

Step3 判断 \bar{C} 与图像 I_rc_diffu2 左右边界的距离, 若与右边界距离较大, 则以 \bar{C} 为圆心、在角度 $[\pi, 7\pi/6]$ 范围内进行极坐标变换; 否则以 \bar{C} 为圆心、在 $[11\pi/6, 2\pi]$ 范围内进行极坐标变换。此处变换所取半径为 \bar{C} 与左右边界距离的较大者。由此步骤得到的(极坐标变换)图像的瞳孔以外部分记为 I_rp 。

Step4 将图像 I_rp 按半径方向等分 3 部分, 对距瞳孔最近的部分(用 I_rp_{upper} 表示)进行极大值滤波, 最远的部分(用 I_rp_{bottom} 表示)进行极小值滤波, 中间部分(用 I_rp_{middle} 表示)进行中值滤波, 得到图像 $\overline{I_rp}$ 。这一过程可以表示为

$$\overline{I_rp}(i, j) = \begin{cases} \min(I_rp(i, j)), & (i, j) \in I_rp_{\text{upper}} \\ \text{med}(I_rp(i, j)), & (i, j) \in I_rp_{\text{middle}} \\ \max(I_rp(i, j)), & (i, j) \in I_rp_{\text{bottom}} \end{cases} \quad (12)$$

并且 (i, j) 满足 $(i, j) \in \mathcal{Q}_{(i, j)}$, 即 (i, j) 属于以自身为中心的邻域。外边界定位由基于区域信息的

曲线演化(迭代)实现。为防止边界演化陷入局部极值, 采用上述分段序统计滤波。这一过程如图 3 所示。

Step5 在图像 $\overline{I_rp}$ 中, 本文提出了基于区域平均灰度差的曲线演化策略, 以此实现外边界的定位。迭代过程(如图 6 所示)可表示为以下 4 条。

1) 将中值滤波区域中靠近最小值滤波区域的边界设定为初始外边界, 记为 C_0 , 同时得到由 C_0 划分的 2 个区域 A_i (靠近瞳孔)和 A_e (远离瞳孔)。

2) 计算由 C_0 划分的 2 个区域的平均灰度, 其中, 靠近瞳孔的记为 d_0 , 远离瞳孔的记为 d'_0 , 即

$$\begin{cases} d_0 = \text{mean}(A_i) \\ d'_0 = \text{mean}(A_e) \end{cases}$$

3) 将 C_0 向远离瞳孔的方向移动 k 个像素, 得到新的边界 C_1 以及区域 A_i^1 和 A_e^1 , 计算以 C_1 划分的区域的新的平均灰度 d 和 d' 。这一过程表示为

$$\begin{cases} d = \text{mean}(A_i^1) \\ d' = \text{mean}(A_e^1) \end{cases}$$

4) 按照 $|d_0 - d'_0|$ 与 $|d - d'|$ 的大小关系, 若 $|d_0 - d'_0| \leq |d - d'|$, 令 $C_0 = C_1, d_0 = d, d'_0 = d'$, 并返回 2), 否则输出 C_0 作为定位结果。

Step6 将上述迭代得到的边界 C_0 映射到图像 I_r , 即为虹膜外边界。

4 实验结果及分析

4.1 虹膜数据库

本文选取了 3 个代表性的非理想虹膜数据库, 分别是中科院提供的 CASIA-IrisV3-Interval^[18-20]、葡萄牙 Beira Interior 大学提供的 Ubiris 1.0 以及马来西亚 Multimedia 大学提供的 MMU1^[20]。

4.2 实验参数设置

在内外边界定位过程中, Laplace 金字塔分解采用的均为框架金字塔结构。分解层数取决于图像的大小。MMU1 数据库图像较小, 采用一级分解; 其他 2 个数据库图像较大, 进行二级分解。同时, 在非线性扩散中, K 越大或者迭代次数越多, 图像越平滑。扩散函数 $g(|\nabla I|)$ 为扩散因子 $K(K > 0)$ 的增函数。实验中为提高效率, 令式(4)和式(5)中的常数 $K = 8$, 且迭代次数均为 20, 这样既能够消除睫毛又能够保护虹膜边界。通过实验证明这 2 个参数的选择具有普遍性。

在内边界定位时，需要对非线性扩散后的概貌图像进行阈值化处理。设定平滑后的图像直方图的局部极小值为初始阈值。外边界定位需要利用区域平均灰度差实现轮廓的迭代，设定轮廓迭代步长 $k=2$ 。分段序统计滤波采用外边界定位的 Step5 策略，距离最近的部分采用 5×5 极小值滤波，迭代 3 次；中间部分使用 5×5 中值滤波，迭代 1 次；距离最远的部分采用 5×5 极大值滤波，迭代 5 次。

4.3 实验条件及结果对比

实验平台为操作系统 WinXP-SP3，(双核)CPU 主频 3.10 GHz，内存 1.99 GB，软件为 MATLAB 7.0。在本文方法中，Laplace 金字塔多尺度分解的引入能够在不损害定位准确性的基础上有效减少虹膜图像的大小，以及采用形态学运算消除小尺度反光区域。鉴于 Daugman 和 Wildes 方法并未使用多分辨率分析，也未采取消除反光的措施，因此这 2 种方法单独使用无法实现准确定位，必须进行相应的预处理。由此设定本文进行对比的实验方法如下。

方法 1 内边界定位，基于 Daugman。

Laplace 金字塔分解+形态学运算+积分/微分算子。

方法 2 内边界定位，基于 Wildes。

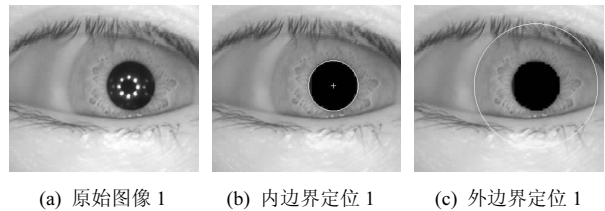
Laplace 金字塔分解+形态学运算+Wildes 方法。

4.3.1 关于内边界定位精度的比较

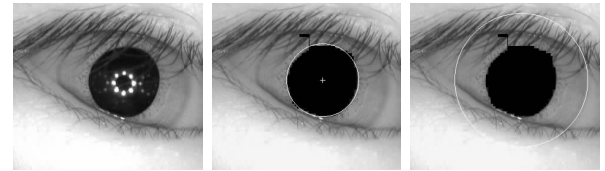
为实现内边界定位定量分析，定义定位精度为

$$LA = \frac{area(pupil)}{area(interior\ circle)} \times 100\% \quad (13)$$

其中， $area(interior\ circle)$ 为内边界定位后的内圆面积， $area(pupil)$ 在本文方法中它为 3.1 节 Step6 中的 L 区域(即分割出的瞳孔区域)的面积，在 Daugman 和 Wildes 方法中则指阈值处理后的瞳孔面积。本文认为，在一次内边界定位过程中，如果 $95\% \leq LA \leq 105\%$ ，说明分割出的内边界与瞳孔边界吻合度很高，这时称此次定位为准确定位。关于 3 个数据库所有图像的内边界定位精度对比，具体如图 4~图 6 所示。式(13)计算了每幅虹膜图像的定位精度，并统计每个数据库内定位精度在区间[95%, 105%]内的百分比，通过这一百分比定量分析不同方法的分割效果，结果如表 1 所示。

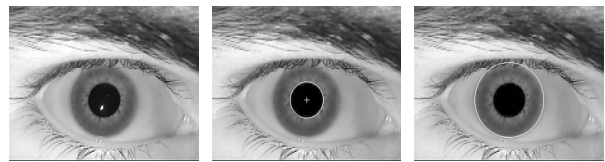


(a) 原始图像 1 (b) 内边界定位 1 (c) 外边界定位 1

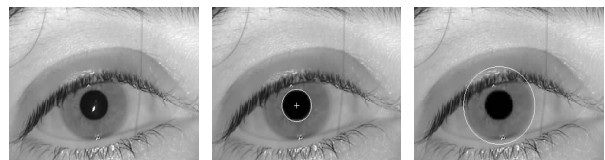


(d) 原始图像 2 (e) 内边界定位 2 (f) 外边界定位 2

图 4 本文算法对 CASIA-Interval 数据库的处理结果



(a) 原始图像 1 (b) 内边界定位 1 (c) 外边界定位 1

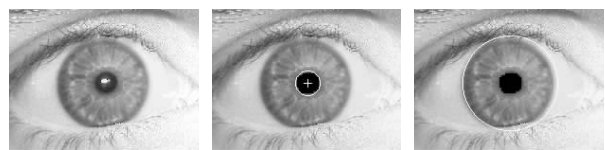


(d) 原始图像 2 (e) 内边界定位 2 (f) 外边界定位 2

图 5 本文算法对 MMU1 数据库的处理结果



(a) 原始图像 1 (b) 内边界定位 1 (c) 外边界定位 1



(d) 原始图像 2 (e) 内边界定位 2 (f) 外边界定位 2

图 6 本文算法对 Ubiiris 1.0 数据库的处理结果

表 1 不同数据库的内边界准确定位的百分比

数据库	本文方法	方法 1	方法 2
CASIA-V3-Interval	98.29	96.84	93.32
MMU1	98.83	96.67	94.19
Ubiiris 1.0	98.07	95.35	94.51

可以看出，本文方法在 3 个非理想数据库中的定位精度最高，均高于 98%，其中，MMU1 数据库达到 98.83%。图 7、图 8 分别给出了 3 种方法对在内边界定位上的处理结果。本文方法具有优势的原

因在于，首先利用非线性尺度空间消除图像中的小尺度几何结构，保留大尺度的区域信息，这为中心定位创造了良好的条件。而另外 2 种方法则在虹膜图像内直接检测圆，对噪声和纹理较为敏感。



图 7 本文方法与其他方法在内边界定位上的比较(基于 Ubiiris 1.0 数据库)

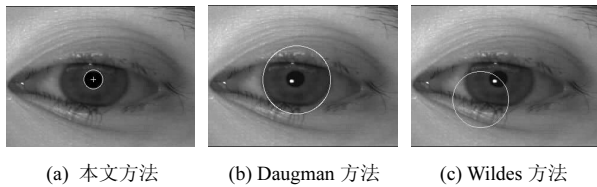


图 8 本文方法与其他方法在内边界定位上的比较(基于 MMU1 数据库)

关于外边界定位，考虑到 Daugman 和 Wildes 方法并未涉及，在此不进行比较。外边界定位的难点在于其边界往往灰度变化不明显，属于较难处理的弱边缘。因此，本文提出了基于区域的快速曲线演化策略，实验中取得了良好的效果。

4.3.2 关于处理时间的比较

通过实验得到每个数据库在采用 3 种方法时的单幅图像内边界定位所需的平均时间，结果如表 2 所示。可以看出本文方法具有明显优势，原因在于 Daugman 和 Wildes 方法均直接对内圆进行检测：前者采用的是居于圆周的积分/微分算子，通过检测不同半径的圆周积分的变化实现内边界定位；后者则在可能的虹膜中心点进行逐点的 Hough 变换。这 2 种方式需要大量计算。本文方法通过分割瞳孔并将其质心作为虹膜中心，大大简化了中心定位。

表 2 内边界定位所需的单幅图像平均处理时间比较/s

数据库	本文方法	方法 1	方法 2
CASIA-V3-Interval	0.78	1.17	2.60
MMU1	0.54	1.02	2.43
Ubiiris 1.0	0.21	0.48	0.98

5 结束语

非理想虹膜识别的关键是边界定位。本文提出利用非线性扩散方程消除小尺度的睫毛，保留大尺

度的虹膜边界和瞳孔区域。在外边界提取定位中，本文利用基于区域的平均灰度差结合序统计滤波实现了外边界定位。实验结果表明，本文方法有效克服了反光、睫毛和眼睑遮挡等干扰，实现了非理想虹膜内外边界的准确定位，定位时间大为缩短。

参考文献:

- [1] JAIN A, ROSS A, PANKANTI S. Biometrics: a tool for information security[J]. IEEE Trans Information Forensics and Security, 2006, 1(2): 125-143.
- [2] DAUGMAN J. How iris recognition works[J]. IEEE Trans Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1):21-30.
- [3] BOWYER K, HOLLINGSWORTH K, FLYNN P. Image-understanding for iris biometrics: a survey[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(2):281-307.
- [4] DAUGMAN J. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11):1148-1161.
- [5] WILDES R. Iris recognition: an emerging biometrics technology[A]. Proc IEEE[C]. Princeton, NJ, USA, 1997, 85(9):1348-1363.
- [6] BOLES W, BOASHAH B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Trans Signal Processing, 1998, 46(4):1185-1188.
- [7] DAUGMAN J. New methods in iris recognition[J]. IEEE Trans System, Man, and Sybernetics-Part B: Cybernetics, 2007, 37(5): 1167-1175.
- [8] YU L, ZHANG D, WANG K. The relative distance of key point based iris recognition[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2):423-430.
- [9] PROENÇA H, ALEXANDRE H. Iris segmentation methodology for non-cooperative recognition[A]. IEEE Proc VISIP[C]. Covilha, Portugal, 2006,153(2): 199-205.
- [10] PUNDLIK S, WOODARD D, BIRCHFIELD S. Non-ideal iris segmentation using graph cuts[A]. Proc IEEE CVPR[C]. Anchorage, Alaska, USA, 2008.1-6.
- [11] HE Z, TAN T, SUN Z, *et al.* Toward accurate and fast iris segmentation for iris biometrics[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(9):1670-1684.
- [12] JARJES A, WANG K, MOHAMMED G J. A new iris segmentation method based on improved snake model and angular integral projection[J]. Research Journal of Applied Science, Engineering and Technology, 2011, 3(6): 558-568.
- [13] ROY K, BHATTACHARYA P, SUEN C Y. Iris segmentation using variational level set method[J]. Optics and Laser in Engineering, 2011, 49(1):578-588.
- [14] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisot-

ropic diffusion[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 2(7):629-639.

- [15] YOU Y, TANNENBAUM A, KAVEH M. Behavioral analysis of anisotropic diffusion in image processing[J]. IEEE Trans Image Processing, 1996, 5(11):1539-1553.
- [16] DO M, VETTERLI M. Framing pyramids[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(9):2329-2342.
- [17] RARCE G, TIAN M. Order statistic filter banks[J]. IEEE Trans Image Processing, 1996, 5(6):827-837.
- [18] <http://www.cbsr.ia.ac.cn/irisdatabase.htm>.
- [19] <http://pesona.mmu.edu.my/~ccteo/>.
- [20] <http://iris.di.ubi.pt/>.

作者简介:



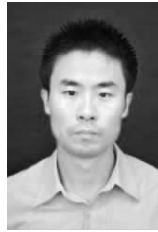
万洪林 (1979-), 男, 山东德州人, 博士, 山东师范大学讲师, 主要研究方向为图像处理、生物特征识别。



李宝生 (1965-), 男, 山东潍坊人, 山东省肿瘤医院教授、博士生导师, 主要研究方向为肿瘤精确放射治疗和综合治疗。



韩民 (1973-), 男, 山东菏泽人, 博士, 山东大学副教授, 主要研究方向为信号与图像处理、生物特征识别。

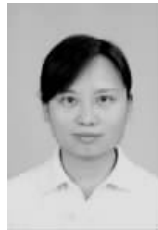


李登旺 (1983-), 男, 山西吕梁人, 博士, 山东师范大学副教授, 主要研究方向为生物医学工程。

(上接第 207 页)

- [9] 吴婷婷, 章文嵩, 周兴铭. 断接下查询的缓存处理[J]. 计算机学报, 2003, 26(10): 1393-1399.
WU T T, ZHANG W S, ZHOU X M. Answering query through cache during disconnection[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(10): 1393-1399.
- [10] 陈良刚, 孙未未, 施伯乐. 位置相关查询处理的近似回答[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(11): 1593-1597.
CHEN L G, SUN W W, SHI B L. Approximate answers in location dependent query processing[J]. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40(11): 1593-1597.
- [11] 何文麟, 陈红. 传感器网络中多近似连续范围查询的处理技术[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(5): 754-761.
HE W L, CHEN H. Multi-query processing technology of approximate continuous queries in wireless sensor networks[J]. Journal of Computer Research and Development, 2010, 47(5): 754-761.

作者简介:



梁茹冰 (1980-), 女, 安徽肥东人, 博士, 华南农业大学讲师, 主要研究方向为移动计算、语义缓存。



刘琼[通信作者] (1959-), 女, 云南昆明人, 博士, 华南理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为计算机网络、移动计算、模式识别。E-mail: liuqiong@scut.edu.cn。