

# 超声图像胎儿颅骨椭圆自动检测方法

陈凯<sup>1)</sup> 李胜利<sup>2)</sup> 唐婷<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(中国科学院遥感应用研究所, 北京 100101) <sup>2)</sup>(深圳市妇幼保健院, 深圳 518028)

**摘要** 为了对胎儿进行准确的头周测量和脑畸形诊断,需要自动准确地检测胎儿颅骨椭圆,为此提出了一种超声图像胎儿颅骨椭圆的自动检测方法。该方法首先使用K-均值算法将像素分为3类;然后取出亮物体,仅保留其中较大的连通分量;最后抽取骨架后再使用随机Hough变换(RHT)进行椭圆检测。该方法采用的预处理过程,使RHT需要考察的像素数极大地减少,从而提高了检测速度;另外,该方法还提出了一种新的RHT得分机制,由于该机制综合考虑了颅骨曲线在图像空间和参数空间的表现,从而提高了检测精度。

**关键词** 超声图像 胎儿头部 椭圆检测 Hough变换

中图法分类号: TP391.41 R44 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)12-2478-05

## A Method for Fetal Head Ellipse Detection in Ultrasound Image

CHEN Kai<sup>1)</sup>, LI Sheng-li<sup>2)</sup>, TANG Ping<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

<sup>2)</sup>(Shenzhen Maternity & Child Healthcare Hospital, Shenzhen 518028)

**Abstract** For automatic fetal head measurements and brain abnormalities diagnoses, the detection of fetal skull automatically is needed. So, a method for fetal head skull ellipse detection in ultrasound image is proposed. The main process is as follow: firstly the K-mean algorithm is used to cluster pixels into 3 classes and the bright objects are identified; then only the bigger connected components in the bright objects are preserved and skeletonized; finally randomized Hough transform (RHT) is applied to skeletonized components for ellipse detection. The adopted preprocessing method greatly reduces the number of pixels to be examined by RHT and improves the detection speed. Furthermore, a new scoring mechanism for RHT is introduced, which takes into account the head curve's performance in both image and parameter spaces and increases detection accuracy.

**Keywords** ultrasound image, fetal head, ellipse detection, Hough transform

## 1 引言

通过超声设备进行产前诊断是考察胎儿发育状况的重要步骤,因为及早发现胎儿畸形,并采取相应措施,可以降低出生缺陷的发生率。利用计算机对胎儿超声图像进行自动处理和分析,辅助医生进行诊断是一项正在受到关注的工作。

在进行胎儿脑部畸形的计算机辅助诊断中,胎儿颅骨的自动检测至关重要,因为胎儿颅骨是否存在及颅骨形状是否正常是进行畸形判断的重要依据,只有精确检测出颅骨才能进行胎儿头周的测量,以确定脑部内容,进而依据颅骨形状、头周大小、脑部内容进行胎儿发育情况的分析和脑畸形辅助诊断。因此颅骨检测是脑畸形诊断的第1步。

尽管颅骨在超声图像中呈高亮显示,但利用阈

基金项目:国家自然科学基金项目(60671043)

收稿日期:2008-05-19;改回日期:2008-11-10

第一作者简介:陈凯(1982~),男,中国科学院遥感应用研究所硕士研究生。主要研究领域为图像处理、模式识别。

E-mail: chen kai0920@163.com

值方法直接检测仍然是不可行的,究其原因主要是由于胎儿超声颅骨图像通常存在其他亮结构,因此单纯的阈值方法不能检测出胎儿颅骨,需要结合颅骨的形状特征共同检测。由于正常颅骨呈近似椭圆形状,因此直接进行椭圆形光环的检测是进行颅骨检测的主要途径。

现有的曲线型结构的检测方法主要有:曲线拟合<sup>[1-2]</sup>、活动轮廓模型<sup>[3-5]</sup>、Hough 变换<sup>[6-11]</sup>等。曲线拟合和 Hough 变换方法主要用于检测参数化的曲线结构,其中曲线拟合方法对数据要求严格,通常要求预处理过程将离群值比例减少到数据点总数 50% 以下<sup>[8]</sup>,同时拟合结果对噪声敏感,而如此苛刻的要求对噪声严重的超声图像很难达到。活动轮廓模型具有强大的轮廓跟踪能力,可检测任意的曲线结构。众所周知,颅骨不是标准的椭圆形状,而是近似椭圆形状,适合使用活动轮廓模型进行检测,但由于活动轮廓方法受初始值影响很大,初始值不好,会导致结果不收敛,因此如何获得颅骨的初始值是精确检测颅骨必须考虑的问题。获得颅骨初始值的方法通常有以下两个:(1)用户通过交互操作勾画获得,这对自动检测而言是不可取的;(2)自动检测颅骨椭圆,即将检测到的颅骨椭圆作为活动轮廓所需的颅骨的初始值。这是精确检测颅骨的关键所在。

常规的椭圆检测方法是 Hough 变换方法。Hough 变换方法的优势是对曲线的残缺部分、噪声等不敏感,适合处理超声图像。但标准的 Hough 变换的时间复杂度高、空间需求量大,不实用。随机 Hough 变换(RHT)及其变种<sup>[7-11]</sup>由于消除了标准 Hough 变换的一些缺点,减少了计算量,从而提高了运算速度,具有实用的前景。

本文主要研究快速检测颅骨椭圆的方法,以便为使用主动轮廓模型来精确检测颅骨做好准备。本文在 RHT 基础上,提出了一种超声图像胎儿颅骨椭圆的检测方法,以可接受的运算速度和精度来检测颅骨椭圆光环。该方法首先对超声图像进行平滑处理和对比度增强;然后利用  $K$ -均值算法对像素进行分类,并取出其中的亮物体;继而使用连通分量标记算法对亮物体进行标记,以保留较大的连通分量,并抽取骨架;最后使用 RHT 完成椭圆检测。本文使用的预处理过程,由于使 RHT 考察的像素数极大地减少,从而提高了检测速度;本文方法还对 RHT 进行了改进,提出了一种新的得分机制,该机制同时考虑图像空间和参数空间,可使检测结果更准确。

## 2 预处理

预处理的主要目的是:(1)尽可能去除噪声干扰和保留目标像素,以突出待检测的颅骨;(2)在完成检测任务的前提下,尽可能减少 RHT 的计算量。本文的预处理是在 Lu 等人工作<sup>[7-8]</sup>的基础上,使用连通分量标记算法对亮物体进行标记,即仅保留较大的连通分量,通过去除更多的噪声和背景数据来进一步减少 RHT 需要考察的像素数,以提高检测速度。

### 2.1 低通滤波和顶帽变换(top-hat transform)

使用  $3 \times 3$  高斯低通滤波器平滑图像。使用半径为 11 的圆盘形结构元素进行顶帽变换<sup>[12]</sup>,即从一个图像中减去该图像开运算的结果。这种顶帽变换可以增强图像的对比度(如图 1(c)所示)。

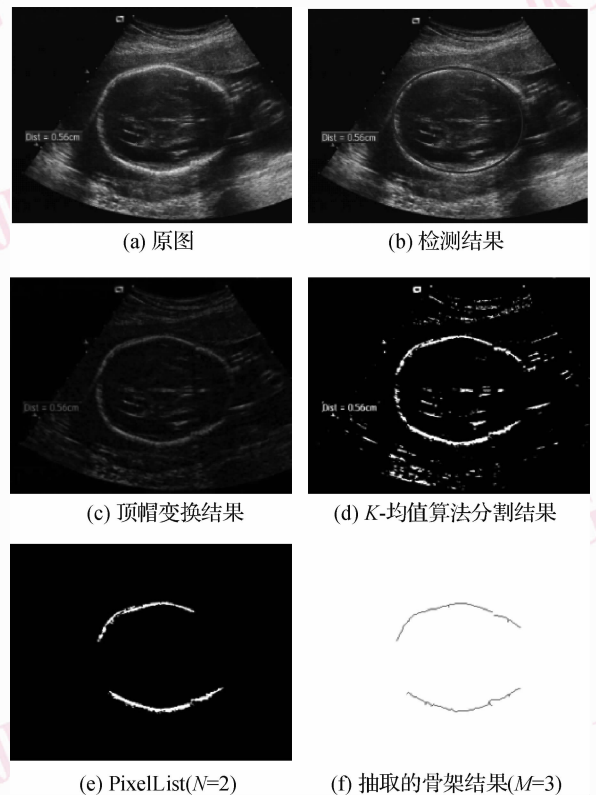


图 1 颅骨椭圆检测过程

Fig. 1 The process of fetal head ellipse detection

### 2.2 $K$ -均值算法

使用  $K$ -均值算法<sup>[13]</sup>将图像分为亮物体、灰物体和背景 3 部分,其中亮物体与骨头对应。实现时,用两次  $K=2$  的  $K$ -均值过程代替  $K=3$  的  $K$ -均值过程,这样亮物体部分中包含的灰物体或背景像素会更

少。这实际上相当于  $K=4$  的  $K$ -均值过程,但实验表明,运算速度比后者快。将亮物体像素置 1,其余置为 0,所得到的二值图像是  $K$ -均值算法分割的结果图像,记为  $K\text{meaned\_image}$ (如图 1(d)所示)。

### 2.3 连通分量标记和数学形态学运算

由于  $K\text{meaned\_image}$  中含有大量噪声,从而为 RHT 增加了不必要的计算量,同时还影响检测精度。实验发现, $K\text{meaned\_image}$  中较大的连通分量(特别是最大的 2 个)均来自颅骨光环,其余的为各种噪声和较小的离散的颅骨片段。

本文通过去除所有较小的连通分量来较彻底地消除了噪声数据;由于最主要的颅骨片段得到保留,因而少量较小的颅骨片段的损失不会对检测精度造成太大影响。本文还采取一种“宽进严出”的策略,即保留最大的  $M$  个连通分量供 RHT 检测椭圆,而使用最大的  $N$ (其中  $N < M$ ) 个连通分量对检测结果进行检验,以防止某些情况下,因噪声数据过强而影响检测结果的可靠性。经实验,取  $M=3, N=2$  的检测结果较可靠。

检测时,首先用  $2 \times 2$  的结构元素对  $K\text{meaned\_image}$  做膨胀运算,使断开的颅骨片段尽量得到衔接。

然后使用基于游程编码的连通分量标记算法对亮物体像素进行标记<sup>[14]</sup>: (1) 对图像进行游程编码,每个游程附加一个标记(Label)字段,初始值为 0; (2) 扫描游程,为各游程的 Label 字段赋以临时值,同时在并查结构(union-find)中记录 Label 的等价类,并为每个等价类附加一个面积(area)字段用于记录连通分量的大小; (3) 合并并查结构中 Label 的等价类; (4) 根据等价类赋以各游程的 Label 最终值。

从标记结果中选取连通分量最大的  $N$  个连通分量,与  $K\text{meaned\_image}$  相交,并将所得的像素列表(PixelList)供 RHT 在判断椭圆参数的优劣时使用(如图 1(e)所示)。

保留连通分量最大的  $M$  个连通分量,而将其余连通分量的对应像素全部置 0,并将所得图像与  $K\text{meaned\_image}$  相交;然后使用  $2 \times 2$  的结构元素进行膨胀运算,并通过平滑较大亮物体的边界,以减少接下来抽骨架结果中的树枝状分支,将膨胀后的标记图像记为  $\text{dilated\_label\_image}$ 。

### 2.4 抽取骨架

对  $\text{dilated\_label\_image}$  进行抽取骨架运算,并去除孤立点,所得前景像素列表是骨架像素列表,记为

$\text{skeleton\_list}$ (如图 1(f)所示),为便于显示做了反相。

## 3 颅骨椭圆检测

### 3.1 Hough 变换

Hough 变换可检测由边界点确定的任意形状曲线<sup>[6]</sup>。对于解析形式为  $f(\mathbf{x}, \mathbf{a}) = 0$  的曲线,其中  $\mathbf{x}$  为像素点,  $\mathbf{a}$  为参数向量,若  $\mathbf{a}$  中有  $n$  个参数,则每个参数离散化后有  $M$  种取值,其在使用梯度方向信息的情况下的时间复杂度为  $O(M^{n-2})$ ,空间复杂度为  $O(M^n)$ 。

改进的 Hough 变换的主要思路是减小  $M, n$ , 减小的主要方法有: (1) 通过预处理,并尽可能利用先验信息去除大量背景点<sup>[15]</sup>; (2) 使用某种选点策略,如利用几何性质、方向信息、引入随机方法等,仅考察部分像素点来减少计算量<sup>[9-11]</sup>; (3) 将累加过程分为多个阶段,通过降低参数空间维数,以减少存储需求<sup>[9,11]</sup>; (4) 对累加器进行特殊设计,如仅保存有贡献的结果以降低空间需求、使用特殊数据结构来提高搜索速度<sup>[9]</sup>、使用多个低维累加器代替高维累加器等<sup>[7-8]</sup>。

### 3.2 随机 Hough 变换

随机 Hough 变换<sup>[10]</sup> 通过引入随机因素来对图像数据进行采样,只需考察部分数据。而利用几何性质、方向信息还可使选取的考察点更少,更重要的是质量更高<sup>[9,11]</sup>。本文基于 McLaughlin 的工作<sup>[9]</sup>,提出了一种新的得分机制,即增加新的约束,以提高检测精度。主要流程如图 2 所示。

椭圆的一般方程可以表示为  $a(x-p)^2 + 2b(x-p)(y-q) + c(y-q)^2 = 1$ ,且满足  $ac - b^2 > 0$ ,其中  $(p, q)$  为椭圆中心,参数向量  $\mathbf{a} = [p, q, a, b, c]$ 。累加器仅保存对累加器有贡献的结果,初始时空。累加器单元形如  $[p, q, r_1, r_2, \theta, \text{score}]$ ,用于记录椭圆参数及其得分,其中,  $r_1, r_2$  分别为椭圆半长轴和半短轴,  $\theta$  为旋转角,  $\text{score}$  是得分参数。

先从预处理结果  $\text{skeleton\_list}$  中随机选取 3 个像素点  $X_1, X_2, X_3$ (称为一组样本),然后考察点之间是否满足一定的距离等约束<sup>[11]</sup>,若不满足,则将样本丢弃。考虑 3 个点的邻域,并用最小二乘法求出各自的切线方程。若存在平行切线,则丢弃样本。

由于椭圆上任意两点切线的交点  $T$  和这两点连线的中点  $M$  所确定的直线通过椭圆中心(如图 3 所示),因此由点  $X_1, X_2, X_3$  及其切线即可以得到椭

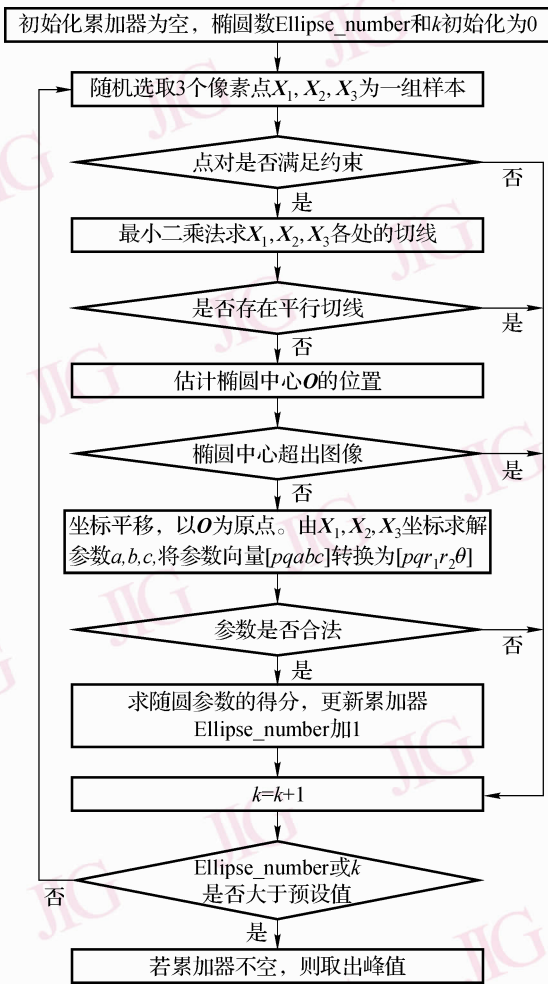


图 2 RHT 流程

Fig. 2 The flowchart of RHT

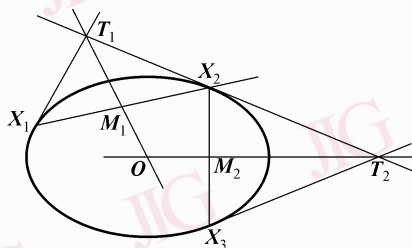


图 3 椭圆性质及椭圆中心的估计

Fig. 3 A property of ellipse and estimate of ellipse center

圆中心  $O$  的坐标估计值  $(p_0, q_0)$ 。若点  $O$  位于图像外, 则丢弃样本。

若进行坐标平移, 则以  $O$  为原点的椭圆方程变为  $ax^2 + 2bxy + cy^2 = 1$ , 由点  $X_1, X_2, X_3$  的坐标求解线性方程组即可得到另外 3 个参数  $(a, b, c)$ 。检验  $ac - b^2 > 0$  是否成立。若不成立, 则丢弃样本。

将参数向量  $[p, q, a, b, c]$  转换为  $[p, q, r_1, r_2, \theta]$  的形式, 即可对所得参数进行以下合法性检验: (1)  $0 < r_1 < D/2, 0 < r_2 < D/2$ , 其中  $D$  为图像对角线长; (2)  $r_1 > r_2$ ; (3)  $0.651 \leq (r_2/r_1) \leq 0.915$ <sup>[8]</sup>。若参数不满足以上约束, 则丢弃之。

根据一定的得分机制确定所得椭圆参数的得分, 更新累加器。

重复以上步骤, 直至检测到的满足约束的椭圆参数数组 `Ellipse_number` 或处理的样本组数  $k$  超过预设数目。检测累加器中得分峰值, 并将其对应的参数作为待检测椭圆的参数。若累加器为空, 则说明超声图像中颅骨光环缺如, 可能为露脑畸形。

### 3.3 一种新的得分机制

传统的累加器更新过程为: 递增所得参数对应单元的得分, 增量通常为 1; 对于相似的参数, 则通过得分进行加权平均来获得新参数, 新参数得分为两者得分之和。在这种得分机制下, 即使与一组参数对应的曲线与目标完全匹配, 其得分也与那些错误的参数没有区别。这种机制仅考虑参数空间, 而不考虑参数的对应曲线在图像空间的表现, 与累加器得分峰值对应的参数与待检测曲线之间没有直接联系。在考察样本数较少的情况下 (如 RHT), 与累加器峰值对应的参数很可能不是待检测曲线的参数, 甚至会因出现得分均为 1 而无从确定峰值的情况。因此, 需要使用新的得分机制, 以便在参数得分与待检测曲线之间建立联系, 赋予好的参数较高的权值。

考虑到颅骨椭圆在图像空间是具有一定宽度的, 本文提出了一种新的得分机制, 即在考虑颅骨椭圆在参数空间得分的同时, 也考虑颅骨椭圆在图像空间的实际分布情形。事实上, 椭圆参数的好坏由对应椭圆与超声图像中颅骨光环的主要部分的相符程度决定, 相符程度越高, 则得分越高, 这时累加器得分峰值所对应的参数在 RHT 得到的所有参数中与实际的目标最相符。

新的得分机制的具体思路如下: 对于椭圆参数向量  $\mathbf{a} = [p, q, r_1, r_2, \theta]$ , 先考察预处理得到的 `PixelList` (颅骨光环主要部分) 中具有具有一定宽度的椭圆上的像素数, 并综合所有像素的得分作为向量  $\mathbf{a}$  的得分。

综合得分的思路如下: 选择一个在 `PixelList` 的一定宽度范围内的椭圆上的像素, 并计算其椭圆参数向量  $\mathbf{a}_1$ , 如果该参数与累加器中已有的椭圆参数向量  $\mathbf{a}_2$  相似, 则两组参数矢量按一定标准进行衡

量;若差距较小,则这时累加器的更新过程为:(1)依照得分对两组参数向量  $a_1$  和  $a_2$  进行加权平均来得到新的椭圆参数向量  $a_3$ ,权值取决于得分,得分高者权值大;(2)将累加器中原有的椭圆参数向量  $a_2$  及其得分替换为向量  $a_1, a_2, a_3$  中得分最高者及其得分。如此,最后累加器中的椭圆参数与得分是综合了一定宽度的椭圆的所有像素的得分。

## 4 实验结果

为验证本文算法的检测效果,对 30 幅超声图像进行了胎儿颅骨检测实验。实验图像由深圳市妇幼保健院提供,涵盖了丘脑平面横切面、侧脑室水平横切面及小脑水平横切面 3 个平面的正常图像和各类畸形图像。其中,28 幅图像均较准确地找到了颅骨光环,一幅图像与实际位置有偏离,另一幅为露脑畸形图像,因颅骨光环缺如,故不存在椭圆。

图 4 给出了 3 幅超声图像及本文方法的检测结果,在 RHT 算法中考察的像素点样本数分别为 80, 54, 75。其中,图 4(a)、图 4(b)为正常胎儿图像,图 4(c)为脑畸形胎儿图像。检测出的与椭圆参数对应的椭圆不仅能够与颅骨光环吻合,而且检测过程中所需要考察的像素点样本数比较少,计算量较小。

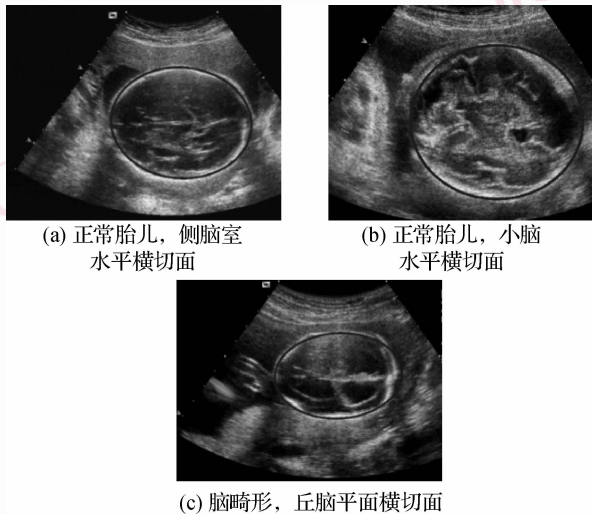


图 4 颅骨椭圆检测结果示例

Fig. 4 Examples of fetal head detection results

## 5 结论

本文提出的超声图像胎儿颅骨椭圆检测方法,首先使用  $K$ -均值算法将像素分为 3 类,取出亮物体

后,仅保留其中较大的连通分量并抽取骨架,从而使 RHT 中需要考察的像素显著减少,降低了计算量。并且在 RHT 中使用新的得分机制,由于综合考虑了图像空间和参数空间,从而使检测结果更加精确。

后续的研究将探讨在将颅骨椭圆作为初始值的基础上,利用主动轮廓方法进行精确的颅骨检测的方法。

## 参考文献 (References)

- 1 Fitzgibbon A, Pilu M, Fisher R B. Direct least square fitting of ellipses [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(5): 476-480.
- 2 Gander W, Golub G H, Strebler R. Least-square fitting of circles and ellipses [J]. BIT, 1994, 43: 558-578.
- 3 Cohen L D. On active contour models and balloons [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing. Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218.
- 4 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.
- 5 Xu C Y, Prince J L. Snake, shapes, and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.
- 6 Ballard D H. Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes [J]. Pattern Recognition, 1981, 13(2): 111-122.
- 7 Lu W, Tan J, Floyd R. Automated fetal head detection and measurement in ultrasound images by iterative randomized Hough transform [J]. Ultrasound in Medicine and Biology, 2005, 31(7): 929-936.
- 8 Lu W, Tan J. Detection of incomplete ellipse in images with strong noise by iterative randomized Hough transform (IRHT) [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(4): 1268-1279.
- 9 McLaughlin R A. Randomized Hough transform: improved ellipse detection with comparison [J]. Pattern Recognition Letters, 1998, 19(3-4): 299-305.
- 10 Xu L, Oja E. Randomized Hough transform (RHT): Basic mechanisms, algorithms, and computational complexities [J]. CVGIP: Image Understanding, 1993, 57(2): 131-154.
- 11 Zhang S C, Liu Z Q. A robust, real-time ellipse detector [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(2): 273-287.
- 12 Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L. Digital Image Processing using MATLAB [M]. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 2004. [ Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L. (阮秋琦等译), 数字图像处理 (MATLAB 版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 280-281. ]
- 13 Bian Zhao-qi, Zhang Xue-gong. Pattern Recognition (Second Edition) [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. [边肇祺, 张学工. 模式识别 (第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000, 235-237. ]
- 14 Shapiro L G, Stockman G C. Computer Vision [M]. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 2001. [Shapiro L G, Stockman G C 著. (赵清杰, 钱芳, 蔡利栋译). 计算机视觉 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 42-49. ]
- 15 Noble J A, Boukerroui D. Ultrasound image segmentation: A survey [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(8): 987-1006.