

基于实时灰度 Hough 变换的超声图像针状物体检测

邱 武 丁明跃 周 华

(华中科技大学图像识别与人工智能研究所 图像处理与智能控制教育部重点实验室 武汉 430074)

摘 要 实时针状物体分割、跟踪技术是图像导引手术治疗过程中的一项关键技术,针分割结果直接关系到手术的成功。以灰度 Hough 变换为基础,提出了一种在二维超声图像中检测插入软组织中针的自动跟踪技术——实时灰度 Hough 变换技术。该技术不需要二值化,它由粗-精搜索策略和改进的基于相位编组方法的灰度 Hough 变换两部分组成。用患者乳腺活检超声图像进行了实验,其结果表明,方法在没有外部硬件加速的情况下,在 PC 机上就能够实时、准确地检测出活检针,其方向误差为 1° 左右,位置误差在 0.5mm 以内,完全可以满足超声图像导引手术治疗与活检的需要。

关键词 针检测,超声图像导引,实时灰度 Hough 变换,粗-精搜索策略,相位编组法

Needle Segmentation in US Images Based on Real-time Gray-scale Hough Transformation

QIU Wu DING Ming-yue ZHOU Hua

("Image Processing and Intelligence Control" Key Laboratory of Education Ministry of China, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract Real-time needle segmentation and tracking are very important technique in image-guided surgery, biopsy, and therapy. We proposed a needle segmentation technique based on a Real-Time Gray-Scale Hough Transform (RTGHT), which is composed of an improved Gray Hough transformation using phase-grouping algorithm with the coarse-fine searching strategy. Furthermore, the RTGHT technique was evaluated by patient breast biopsy images. Experiments with patient breast biopsy ultrasound (US) image sequences showed that our approach can segment the biopsy needle in real time with the angular rms error of about 1° and the position rms error of about 0.5 mm on an affordable PC computer without the help of specially designed hardware. It can be applied in image-guided surgery and therapy.

Keywords Needle segmentation, US image guidance, Real-time gray-level Hough transform, Coarse-fine search, Phase-grouping algorithm

近几十年来,随着计算机断层技术(CT)、核磁共振成像(MRI)、超声(US)等医学成像技术在辅助医疗诊断、术前计划、手术导航、术后监测以及远程医疗等环节的广泛应用,医学影像处理及分析已成为医学技术中发展最快、成果最显著的领域之一。利用计算机和数字图像处理技术对医学图像进行处理,辅助诊断、手术导引等,已受到世界许多国家的高度关注^[1,2]。

医学成像技术最重要的应用之一就是图像导引介入式治疗过程,如活检、介入式手术等。这个过程中最重要的任务之一就是要通过获得病人断面图像,导引针正确插入病人体内。在针插入之前一般需外部的定位跟踪系统首先规划好导引针插入的路径,一旦针插入病人体内,用图像导引系统辅助针插入正确的位置。尽管 CT, MRI 已经用于针的导引,但超声图像提供了一种更经济、更灵活的产生二维断面的成像方式,而且其完全实时。然而在传统的超声导引过程中,一般都是依靠医生的判断来导引针的插入过程,这在很大程度上依赖于医生的经验,对于一些血管丰富的器官,如肝、肾的穿刺而言

有一定局限性。因此,需要研究一种直观的针的实时检测技术来完成实时跟踪导引过程。

针在二维超声图像中呈线状结构,因此,我们采用基于 Hough 变换的检测方法^[3,4]。传统的 Hough 变换检测方法是用来检测直线的非常有效的工具,但 Hough 变换在应用前首先需要将输入的图像经过门限分割或者进行边缘提取,将其转化为二值图像。因此,二值化门限的选取将直接影响到分割的效果,而要获得正确的二值化门限在实际的应用过程中常常是非常困难的。此外,在二值化的过程中,一些图像的细节信息,如灰度信息、非均匀分布的线段可能会丢失^[5,6]。灰度 Hough^[7]是在传统 Hough 变换基础上发展起来的一种新的直线检测技术,它的突出优点是可以不通过二值化,直接在原始灰度图像中检测直线,但其计算量非常巨大,适应性不强,在实际应用中有一定困难。本文以传统灰度 Hough 变换为基础,提出了一种在二维超声图像中针的自动跟踪技术,它由粗-精搜索策略和改进的灰度 Hough 变换组成。我们采用患者乳腺活检超声图像进行了实验,其结果表明本文的方法

到稿日期:2009-01-05 返修日期:2009-09-07

邱 武(1981-),男,博士生,主要研究方向为医学图像处理、三维超声系统研究与应用等,E-mail: kyobati@126.com;丁明跃 教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、模式识别、计算机视觉、三维超声等。

在普通 PC 上能够实时、准确地检测出超声图像中的针,可以满足超声图像导引手术治疗的需要。

1 基于 Hough 变换的针检测方法

1.1 Hough 变换(HT)

Hough 变换是对图像进行某种形式的坐标变换,它将原始图像中一定的几何形状的直线或曲线变换成参数空间的一个点。即图像空间中给定形状的直线或曲线上的所有点都集中到参数空间中的某个单元而形成局部峰值,这样就把在图像空间中检测直线或曲线的问题变成寻找参数空间中峰值单元的问题。

对于直线的检测问题而言,任意一条直线都可以用参数 ρ 和 θ 完全确定下来,其中 ρ 指明了该直线到原点的距离, θ 确定了该直线的方位(如图 1 所示)。假设图像大小为 $N * N$,其直线方程极坐标表示为:

$$\rho = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta \quad (1)$$

$$\rho \in [-\frac{\sqrt{2}}{2}N, \frac{\sqrt{2}}{2}N], \theta \in [0, \pi], i, j = 1, \dots, N$$

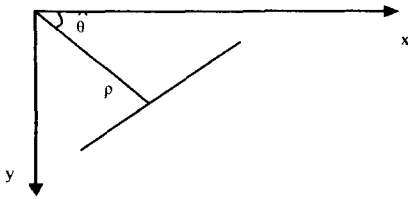


图 1 直线极坐标表示示意图

图像中的每一个点映射到 Hough 空间的一组累加器 $A(\rho, \theta)$,满足式(1)的每一个点,将对应的所有累加器的值加 1。当完成全部图像各点的变换后,对应峰值的累加器单元中所包含的参数 ρ 和 θ 便是对应图像中待检测直线的拟合参数,从而可以检测出直线。

1.2 灰度 Hough 变换(GHT)

针对传统 Hough 变换二值化门限选取困难这一问题, Ibrahim^[8]于 1991 年提出 Weighted Hough Transform 的概念,他将梯度图作为 Hough 变换的输入,但在实际的应用过程中效果并不理想。Lo^[7]于 1994 年提出灰度 Hough 变换,即不通过二值化采用灰度 Hough 直接检测灰度图像中的线型带状物体。灰度 Hough 变换在原来的图像变换空间 $A(\rho, \theta)$ 基础上增加了一维灰度 G (表示该像素的灰度值) $A(\rho, \theta, G)$,因此 Hough 变换空间(HPCS)拓展到灰度 Hough 变换空间(GHPCS)。算法中累加器累加的是同直线上同灰度值的点的个数。该算法的主要问题是 GHPCS 中寻找极值比较困难。而且该算法最早提出来的时候是应用于检测多像素宽直线(thick line),而对 speckle 噪声干扰严重、直线宽度比较小(小于 2 个像素)的超声图像,有一定的局限性。

1.3 改进的灰度 Hough 变换(IGHT1)

由于 Hough 变换本身的计算量巨大,一般耗时很长,而灰度 Hough 变换在传统 Hough 变换空间基础上又增加了一维,耗时进一步加剧;因此国内有学者^[9,10]在 Lo 算法的基础上进行了一些改进,称其为改进的灰度 Hough 变换。该算法首先将图片分割成许多小区域,在每个小图像空间中做灰度 Hough 变换,而其灰度 Hough 变换的原则是将每点灰度值作为计数空间的权值,并将其累加。而传统 Hough 变换中,累

加器累加的是同一直线上点的个数。该算法主要应用在检测小区域图像中的线段,而对背景复杂的大图像有一定局限性。

IGHT1 算法中计算的区域较小,没有考虑图像的复杂性。它将图像空间所有点都参与计算,有些灰度值低的点也参与 Hough 变换的投票,降低了相应累加器灰度总值的平均值。这些点在小区域图像中的贡献可以忽略,但图像区域变大,背景复杂时,其算法可能失效。以二值图为例,如图 2 所示,图中 A, B 直线上所有点的灰度平均值相同,在 IGHT1 算法中,得到的结果为两条直线,而 A 直线明显为干扰直线。

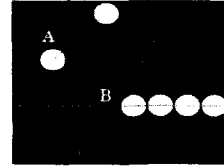


图 2 IGHT1 算法失效示意图

2 实时灰度 Hough 变换(RGHT)

为了克服传统 Hough 变换和本文前面所提到的灰度 Hough 变换和改进的灰度 Hough 变换(IGHT1)在直线检测中的一些困难,针对本文应用背景,对 IGHT1 方法做了进一步的改进,使其鲁棒性更强,速度更快。

2.1 改进后的灰度 Hough 变换 2(IGHT2)

针对本文的应用背景,它主要用来检测超声图像中的针状物体,以导引介入式手术治疗。其超声导引图像有其自身特点(如图 3 所示),检测物体在图像中比较明确(图 3 中箭头所指),是一条具有高灰度值的直线,而且背景为灰度值较小的区域。因此我们在 IGHT1 算法的基础上,做了进一步改进,以提高算法的准确性和适用性。



图 3 介入式超声导引图像

在图像空间向参数空间投票时,不是将图像空间中所有的点都参与投票,而是利用相位编组法的原理^[11]将要投票的像素点本身的灰度信息和梯度方向信息考虑进去,排除一部分影响投票结果的像素点;具体算法步骤如下:

1) 计算图像 $f(x, y)$ 的梯度 $I(x, y)$, 并计算每点的梯度方向, 记为 $G(x, y)$ 。梯度的计算采用以下 2×2 方向模板:

$$\begin{pmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$$

梯度方向由 $\tan^{-1}(G_v(i, j)/G_H(i, j))$ 确定, 其中 $G_v(i, j), G_H(i, j)$ 为该点梯度的垂直分量和水平分量。局部梯度方向确定后, 根据相位编组方法的原理, 采用固定梯度分组的方法进行梯度方向分割。

由于用来导引的超声图像中目标单一, 没有复杂的直线边缘, 因此我们没有像传统相位编组方法中所采用的分为 8 个或更多的直线边缘支持区域。而只是将原始图像的点根据梯度方向分为 4 个直线边缘支持区域, 这样既可以保证算法的精度, 又可以大大减少计算量, 如图 4 所示。

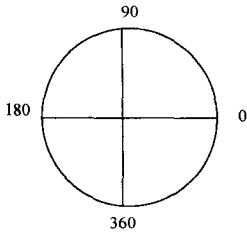


图4 梯度支持区域

2) 和 IGHT1 算法不同,我们引入 T_n 项记录当前投票像素点所属梯度支持区域。初始化参数计数空间(HPCS)。HPCS 包括两部分,一是灰度统计空间 $A(\rho_k, \theta_m, T_n)$,用来记录在 T_n 支持区域,直线参数为 (ρ_k, θ_m) 上点的灰度累加值; L 为 (ρ_k, θ_m, T_n) 长度计数空间,用来记录在 T_n 支持区域,直线参数为 (ρ_k, θ_m) 上点的个数。

3) 在图像空间中搜索,若像素点灰度值满足下面方程:

$$f(x_i, y_i) > \alpha E(f(x, y)) \quad (2)$$

其中, $E(f(x, y))$ 为整幅图像的灰度平均值,实验中 α 取 0.8, 则:

$$\rho_k = x_i \cos \theta_m + y_i \sin \theta_m$$

$$A(\rho_k, \theta_m, T_n) = A(\rho_k, \theta_m, T_n) + f(x_i, y_i)$$

$$L(\rho_k, \theta_m, T_n) = L(\rho_k, \theta_m, T_n) + 1$$

4) 用 $L(\rho_k, \theta_m, T_n)$ HPCS 来归一化 HPCS

$$A(\rho_k, \theta_m, T_n) = A(\rho_k, \theta_m, T_n) / L(\rho_k, \theta_m, T_n)$$

5) 在累加器 $A(\rho_k, \theta_m, T_n)$ 中寻找极值,确定直线参数。定义 MinLength 为检测直线的最短长度,当 $L(\rho_k, \theta_m, T_n) < \text{MinLength}$ 时,我们认为对应的直线为伪直线。而只有当 $L(\rho_k, \theta_m, T_n)$ 大于定义的最小长度 $L(\rho_k, \theta_m, T_n)$ 时, $\max\{A(\rho_k, \theta_m, T_n)\}$ 对应的参数为检测到的直线。实验中 MinLength 取值为 20。

2.2 直线端点的确定

在上一步精确搜索过程中,得到了变换空间的最大值 $\max\{A(\rho_k, \theta_m, T_n)\}$,这个值也可以代表图像中针所在的直线的平均灰度值。

1) 首先确定直线的起始点,沿着参数为 (ρ, θ) 的直线进行搜索,若

$$f(x_i, y_i) \geq \gamma \max\{A(\rho_k, \theta_m, T_n)\}, \gamma < 1 \quad (3)$$

计算其 8 邻域中是否有大于 $\max\{A(\rho_k, \theta_m, T_n)\}$ 的点,若无,则认为其为离散点,若有则认为 $f(x_i, y_i)$ 为可能直线上的点。

2) 重复第一步的操作,计算当前点与上一个直线上的点的欧式距离(Dist),若

$$\text{Dist} \leq \text{Dist}_{gap} \quad (4)$$

则认为当前点为直线上点,记录其为可能的直线端点 P_{end} ,并且确认上一个点为直线的起始点。否则,认为该点为可能起始点,上一个点为干扰点。 Dist_{gap} 为定义的最小距离,用来控制直线截断的距离,实验中取值为 10。继续搜索直线上下一个点。

3) 确认起始点后,沿着参数为 (ρ, θ) 的直线继续搜索直线的端点。重复第一步操作,计算当前点与可能直线端点 P_{end} 的欧式距离,若满足式(4),则认为其为直线的可能端点,直至搜索结束。

2.3 实时灰度 Hough 变换(RGHT)

改进后的灰度 Hough 变换 IGHT2,比传统的灰度

Hough 变换速度要快,但还不能达到实时要求。在现有的 Hough 变换加速算法中,多分辨率的方法速度最快^[12]。因此,进一步采用多分辨率分析的方法,用粗略-精确寻找策略来加快改进后的灰度 Hough 变换(IGHT2)速度,使其能达到超声图像导引过程中的实时要求,称其为实时灰度 Hough 变换(RGHT)。

其具体算法如下:

1) 假设原始图像为 $f(x, y)$,大小为 $M \times N$ 。定义粗分辨率下的图像为:

$$g(x, y) = f(\lambda x, \lambda y), 0 \leq x < M_\lambda, 0 \leq y < N_\lambda$$

λ 为放大因子,粗分辨率图像 $g(x, y)$ 大小为 $M_\lambda \times N_\lambda$,其中,

$$M_\lambda = \frac{M}{\lambda}, N_\lambda = \frac{N}{\lambda}$$

2) 在粗分辨率图像 $g(x, y)$,采用 2.1 节中描述的 IGHT2,得到图像中针的大概角度参数 (θ^*) 和位置参数 (ρ^*) 。

3) 为了得到更精确的针分割结果,在上一步得到的直线大概的角度参数 ρ^* 的领域 $(\theta^* - \Delta\theta, \theta^* + \Delta\theta)$ 中,在原始高分辨率图像空间中进行一次精确寻找。 $\Delta\theta$ 的大小一般由粗分辨率下的 IGHT 精度来决定,而且与放大因子 λ 成比例,

$$\Delta\theta = k\lambda$$

实验中,取 $k=3$;在这一步中,可以得到精确的针分割结果。

4) 用 2.2 节中描述的方法来确定直线的端点。

整个算法流程图如图 5 所示。

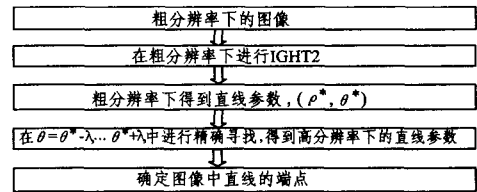


图5 实时灰度 Hough 变换算法流程图

3 实验结果与分析

为了验证提出的实时灰度 Hough 变换的方法的可行性,用一组将活检针插入病人乳腺中的二维超声序列图片来做实验,共 120 幅。选取的待分割的 3 张超声图像的序号分别为 23, 90, 100, 大小均为 444×320 。图像中含有插入深度不同的针,针的长度在图像中分别为 78, 165, 275 个像素,如图 6 所示,记 3 张图片分别为图 I、图 II、图 III。用我们的方法(RGHT)和传统灰度 Hough(GHT),以及 IGHT1, IGHT2 进行时间、分割准确性的比较。分割算法用 VC++ 编写,运行环境为 Widows XP, PC 主频为 2.4GHz,内存为 512M。

3.1 分割准确性比较

从图 6 的分割结果可以看到 4 种分割算法在分割准确性上有较大差异(图中黑色线段为检测结果)。传统的灰度 Hough 变换(GHT)在实际的超声图片中分割效果不佳,仅图 III 分割正确,图 I、图 II 分割失败。而 IGHT1 算法由于实验图片左上角的噪声干扰,导致图 I、图 II 分割失败。IGHT2 和 RGHT 的分割结果比较理想。

用 120 幅待分割的超声活检序列图像来检验算法的准确性。图 7 表示 4 种算法的准确率。从图中实验结果可以看出 GHT 算法的准确性较低,仅 60%, IGHT1 准确性也比较低,为 75%。改进的 IGHT2 和 RGHT 算法在参数选取合适的

情况下准确性非常高,达到95%以上。

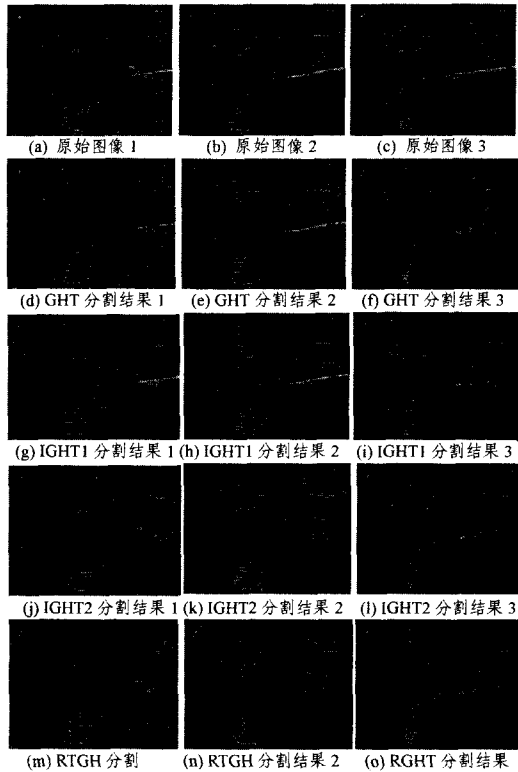


图6 患者乳腺超声图像分割结果

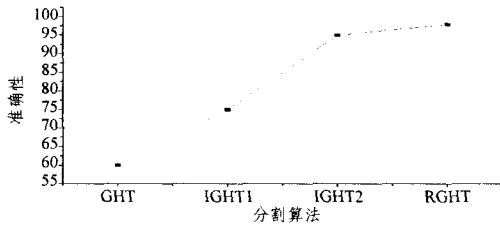


图7 分割算法准确性对比

为了分析算法差异,对用4种分割算法分割结果基本正确的7组图片分别进行了定量分析。采用Photoshop 9.0用人工分割方法对序列的超声导引图片进行分割,用人工分割的结果与4种算法的分割结果进行对比。定义图片中针的实际参数(手动分割结果)为 ρ_a 和 θ_a ,分割算法检测参数为 ρ 和 θ ,定义 $\Delta\theta=|\theta-\theta_a|$, $\Delta\rho=|\rho-\rho_a|$,用 $\Delta\theta$ 和 $\Delta\rho$ 来定量衡量分割的差异。

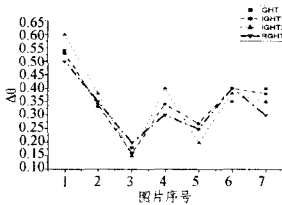


图8 GHT, IGHT1, IGHT2, RGHT分割结果角度误差比较

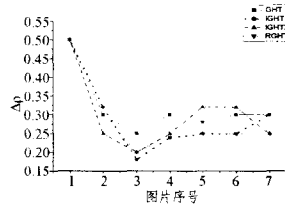


图9 GHT, IGHT1, IGHT2, RGHT分割结果位置误差比较

从图8和图9的比较结果来看,在宏观分割基本正确的情况下,4种算法在分割精度上的差别不大。图片序号1的分割结果与其他图片的分割精度相比误差较大,因为超声图片中噪声干扰较为严重,影响了分割算法的精度。

3.2 分割时间比较

除了从分割误差的角度来评估算法外,对分割时间进行了分析。用4种分割算法对120幅图片进行分割,计算每种分割算法所需的平均时间,每幅图像大小均为 444×320 。从表1的结果来看,RGHT的分割平均时间仅为25ms,完全达到实时要求。而IGHT1,IGHT2分割时间达1s以上,GHT高达1.5s,均无法达到实时。

表1 GHT,IGHT1,IGHT2,RGHT分割时间比较(毫秒)

GHT	IGHT1	IGHT2	RGHT
1530	1005	1135	25

结束语 本文分析了Hough变换、传统灰度Hough变换以及改进的灰度Hough变换算法的特点以及相应的缺陷。在改进的灰度Hough变换基础上,加入了相位编组方法的思想,大大提高了其适应性。同时我们在此基础上采用粗-精搜索策略进一步加快其运算速度,提出了实时灰度Hough变换。与现有的灰度Hough变换算法相比,本文提出的实时灰度Hough变换算法准确性更高,速度更快,适应性更强。实验结果表明在没有硬件加速,PC主频为2.4GHz,内存为512M的条件下,我们的方法能实时准确地检测出超声图像中的针状物体,完全满足超声图像引导手术治疗的需要。

参考文献

- [1] Bosnjak, Montilla A, Villegas G, et al. 3D Segmentation with an Application of Level Set-Method using MRI Volumes for Image Guided Surgery[C]//EMBS 2007. 2007;5263-5266
- [2] Papademetris X, Vives K P, DiStasio M, et al. Development of a research interface for image guided intervention; initial application to epilepsy neurosurgery. Biomedical Imaging: Macro to Nano, 2006;490-493
- [3] Liu L, Zhang D. Detecting wide lines using isotropic nonlinear filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(6):1584-1595
- [4] Ding M, Fenster A. A real time biopsy needle segmentation technique using Hough transform[J]. Medical Physics, 2003, 30(8):2222-2233
- [5] Illingworth J, Kittler J. A survey of the Hough transform[J]. Comput. Vision, Graphics Image Process, 1988, 44:87-116
- [6] Srihari S N, Govindaraju V. Analysis of textual images using the Hough transform[J]. Mach. Vision Applic, 1989(2):141-153
- [7] Lo R-C, Wen-Hsiang T. Gray-scale Hough Transform for thick line detection in gray-scale images [J]. Pattern Recognition, 1995, 28(5):647-661
- [8] Ibrahim M K, Ngau E C L, Daemi M F. Weighted Hough Transform[J]. Intelligent Robots and Computer Vision X: Algorithm and Techniques, 1991, 1607:237-241
- [9] Chong J S, Zhu M H. Ship wake Detection Algorithm in SAR Image Based on Normalized Gray Level Hough Transform[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(2):31-35
- [10] Wang H, Zhang X, Bayan. Line Segment Detect of Urban Area in SAR Images Based on Improved Gray Hough Transform. SAR Image Analysis[C]// Modeling, and Techniques VII. 2005, 5980:1-7
- [11] Burns B, Hanson A R. Extraction Straight Line [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(4):425-455