

CR 数字胸片图像的几种肋骨分割方法

许朝晖 张继武 张道兵

(中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710068)

摘要 在医学领域里, 计算机 X 线摄影(computed radiography, CR)影像系统已经进入全新的发展阶段。图像分割在医学图像处理中占有很重要的位置, 由于医学图像的一些特殊性, 不同的分割方法会产生不同的效果。以 CR 数字胸片图像为研究对象, 给出了概率松弛迭代法、K-均值聚类法和高斯曲面阈值法在胸片肋骨分割中的应用, 并且对其结果给予了一定的评价。实验结果表明, 几种分割方法中高斯曲面阈值法更为有效, 它方便后继处理, 可以得到比较完整的肋骨信息, 为后期的计算机辅助诊断提供更为可靠的实验数据。

关键词 CR 数字胸片图像 图像分割 高斯函数 K-均值聚类 概率松弛

中图分类号: T391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2004)10-1239-06

Several Methods for Ribs Segmentation in Digital Chest Radiographs

XU Zhao-hui, ZHANG Ji-wu, ZHANG Dao-bing

(Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Science, Xi'an 710068)

Abstract In medical domain, the Computed radiography image system comes into a brand-new development. Image segmentation takes an important place in medical image processing. Different segmentation methods used in medical images cause different effects due to the particularities of medical images. With digital chest radiographs as research objects in this paper, several segmentation methods are presented to detect the ribs in digital chest radiographs, which include iterative probabilistic relaxation, K-means clustering and Gaussian curve plane threshold methods, etc. The evaluations of their results are given in the end of the paper. The experimental results indicate that Gaussian curve plane threshold method is more effective than the others to detect the ribs in digital chest radiographs. By using it, subsequent processing can be simplified and full information of the ribs can be obtained, so more reliable experiment data can be supplied to subsequent computer aided diagnosis.

Keywords digital chest radiographs, image segmentation, Gaussian function, K-means clustering, probabilistic relaxation

1 引言

随着电子和计算机技术方面的飞速发展, 在医学领域里, 计算机 X 线摄影(computed radiography, CR)影像系统已经进入全新的发展阶段, CR 适用于各个系统的影像检查, 包括平片、断层摄影、造影等^[1]。在一般的医院中, CR 胸片图像的诊断可以占到例行诊断图像的 40%^[2], 当一个人患有胸部的疾病, 例如肺结核、肺癌以及非典型性肺炎等疾病时, 在其 CR 胸片图像中, 会产生肺部有节点, 肺部纹理

异常等症状。目前, CR 胸片图像已经由传统的胶片图像快速向 CR 数字胸片图像转变, 如果能利用计算机以及图像处理技术准确迅速地将这些病理图像分类出来, 然后再对病理图像进行分析诊断, 这样不但能提高医生的工作效率, 而且还能使其从重复繁重的工作中解脱出来, 具有十分重要的意义。

在 CR 数字胸片图像中, 肋骨区域对于准确分析肺部区域的纹理存在着较大的影响, 因此, 如果在分析肺部区域之前, 先将肋骨区域分割出来, 然后再对分割后的肺部区域进行纹理分析, 这不但有利于 CR 数字胸片图像的准确分类, 也对后继的病理诊

断具有重要的意义。在医学图像处理中,临床应用对分割的准确度和分类算法的速度要求较高,目前虽然用于图像分割的方法很多,但是并不存在一个通用而有效的分割算法,都是根据不同的处理对象而采取不同的分割算法。在国外有些研究人员对肋骨分割问题也进行了一些研究讨论^[3~5],但是至今并没有一种对于 CR 数字胸片图像的肋骨分割特别有效的方法。

为此以 CR 数字胸片图像作为研究对象,分析了几种分割方法在肋骨分割中的应用效果,实验结果表明,几种分割方法中高斯曲面阈值法更为有效。

2 CR 数字胸片图像的特殊性

医学图像本身就具有一定的特殊性,CR 数字胸片图像作为其中之一,也同样具有这些特殊性。首先,在 CR 数字胸片图像中,不同组织之间没有清晰的分界线。如图 1 所示。计算机要对肋骨组织 a 和肺部组织 b 进行分类,要将其分割为肋骨和其他非肋骨组织区域,但在图 1 中可以观察得出,虽然不同的肋骨组织和肺部组织以及背景表现为不同的灰度等级,但每种组织并非单一灰度值,而是有一个分布范围,各类组织的灰度分布有相互覆盖的部分,在这个区域没有明确的分界线,简单的对像素灰度值取阈值的方法进行组织分类是不可取的(如图 2 所示,阈值 $T=128$),这为肋骨边界的确定造成了较大的困难,不利于肋骨的准确分割。其次,在 CR 数字胸片图像中,组织之间的局部区域灰度对比度不均。在图 1 中,图

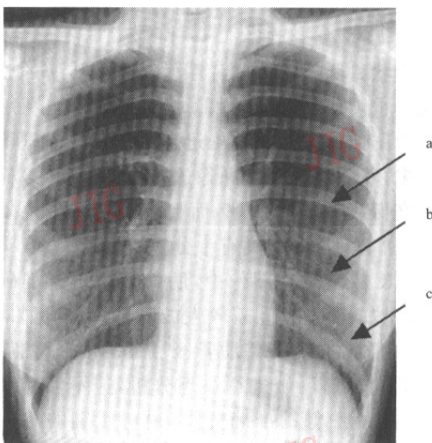


图 1 CR 数字胸片图像

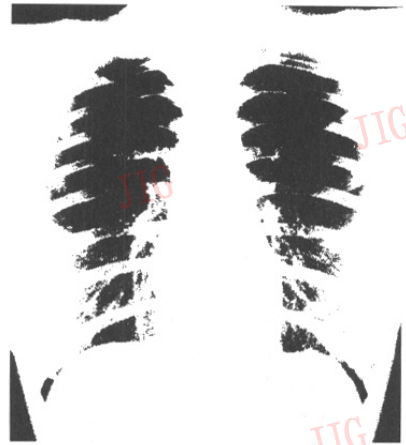


图 2 阈值图像($T=128$)

中上方肋骨与肺部之间的对比度较大,而下方肋骨与肺部之间的对比度较小(如图 1 中 c 所示),并且从整幅图像还可以看出,部分肺部区域的灰度值与肋骨的灰度值相差很小,从图像数据上分析,这给分割阈值的确定造成了较大困难。再次,观察图 1 还可以看出,因为人体的肋骨呈环状,所以在计算机 X 线摄影成像时,立体的肋骨呈现在平面 CR 图像上,形成一定的双层区域(如图 1 中 c 所示),这对完整分割较为清晰的肋骨前部造成影响。基于以上的各种原因,如何将肋骨部分从图像中完整的提取出来,是 CR 数字胸片图像分割中的一个难题。

3 用于 CR 数字胸片图像的几种分割方法

由于如上所述 CR 数字胸片图像的特殊性,虽然计算机 X 线摄影影像系统已经进入全新的发展阶段,但是如何将胸部进行轮廓定位和对肋骨准确分割,以利于计算机系统的分析判断,为医生提供可靠的医疗诊断数据,一直是一个未解决的难题。

本文主要在 CR 数字胸片图像的肋骨分割及边缘处理上用几种方法做了实验,主要有概率松弛迭代法, K -均值聚类分割法以及高斯曲面阈值等方法。

3.1 概率松弛迭代法

为解决图像中肋骨边缘不清晰的困难,首先要增强边缘以利于分割,概率松弛迭代法正是一种比较有效的增强边缘的图像处理方法。概率松弛迭代法以像素为操作对象(不仅可以基于灰度值进行,也

可基于梯度值进行),借助迭代逐步确定各像素的归类^[6]。在每次迭代当中,需要用到称为相容性(相关性测度)的准则。

首先,利用简单的梯度算子得到图像中每个像素的梯度及其梯度方向。利用梯度算子求得图像边缘的算法很多,如 Laplacian、Prewitt、Sobel、Kirsch、Nevitia、Wallis 等算子。这里采用 Sobel 算子,经过实验证明,用 Sobel 算子对 CR 数字胸片图像边缘处理要比其他算子有效。此时,得到梯度的大小为

$$Mag(i, j) \cong G(i, j) = \sqrt{\Delta_x f(i, j)^2 + \Delta_y f(i, j)^2};$$

梯度的方向为 $\theta(i, j) = \tan^{-1}[\Delta_y f(i, j) / \Delta_x f(i, j)]$;

定义边缘存在的概率为 $P(i, j) = \frac{Mag(i, j)}{\max_{u, v \in W} Mag(u, v)}$,

式中 W 代表整个图像或 (i, j) 的某窗口,记非边缘的存在概率为 $\bar{P}(i, j) = 1 - P(i, j), 0 \leq P(i, j) \leq 1$ 。

设 (u, v) 是 (i, j) 的邻点,可以分别考虑当 (i, j) 是边缘点, (u, v) 也是边缘点的相关性测度为 R_{ee} ;当 (i, j) 是边缘点, (u, v) 不是边缘点的相关性测度为 R_{en} ;当 (i, j) 不是边缘点, (u, v) 是边缘点的相关性测度为 R_{ne} ;以及当 (i, j) 不是边缘点, (u, v) 也不是边缘点的相关性测度为 R_{nn} 。设 α 为点 (i, j) 的方向, β 是点 (u, v) 的方向, γ 为两点连线的斜率, $D = \max\{|i-u|, |j-v|\}$ (如图 3 所示),则几种情况的相关测度定义如下:

$$R_{ee} = \cos(\alpha - \gamma) \cos(\beta - \gamma) / 2^D$$

$$R_{en} = \min(0, -\cos(2\alpha - 2\gamma)) / 2^D$$

$$R_{ne} = [1 - \cos(2\beta - 2\gamma)] / 2^{D+1}$$

$$R_{nn} = 1 / 2^D$$

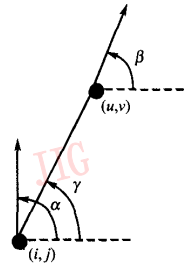


图 3 边缘方向、位置定义示意图

对边缘检测存在两类标记,边缘 e 和非边缘 n ,对图像中每个像素 (i, j) ,它邻点 (u, v) 的边缘存在概率 $P(u, v)$ 和不存在概率 $\bar{P}(u, v)$ 对 (i, j) 的影响为

$$Q(i, j) = \sum_{(u, v) \neq (i, j)} c_1 P(u, v) R_{ee} + c_2 \bar{P}(u, v) R_{en}$$

$$\bar{Q}(i, j) = \sum_{(u, v) \neq (i, j)} c_3 P(u, v) R_{ne} + c_4 \bar{P}(u, v) R_{nn}$$

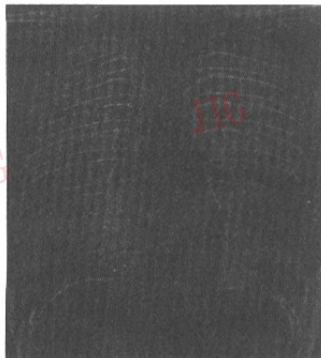
其中, $c_i (i=1, 2, 3, 4)$ 为权系数,满足 $\sum c_i = 1$ 。通过这些影响更新概率算子为

$$P_{new} = \frac{P'}{P' + \bar{P}'}$$

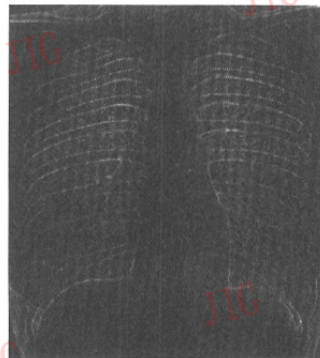
其中, $P' = P[1+Q], \bar{P}' = \bar{P}[1+\bar{Q}]$ 。

这样,经过更新迭代之后,真正的边缘点 (i, j) 的存在概率 $P(i, j)$ 会增大,边缘点被增强;非边缘点 (u, v) 的概率 $\bar{P}(u, v)$ 会减少。处理效果如图 4(b) 所示,图 4(a) 为图 1 的 Sobel 算子处理图像。

经过此算法对 CR 数字胸片的梯度图像处理之后,可看到肋骨的边缘部分得到了增强,有利于肋骨的提取,但是实验证明直接应用此结果对肋骨进行分割时,效果并不是很好,因此考虑采用其他的分割方法。



(a) Sobel 梯度图



(b) 概率松弛迭代图

图 4 概率松弛迭代前后对比图

3.2 K-均值聚类法

K-均值聚类是将一幅图像分为 K 个区域的一种方法^[7]。 $p(x, y)$ 代表一个像素点的坐标, $g(x)$ 代表这个点的灰度值, K -均值法是要最小化如下指标:

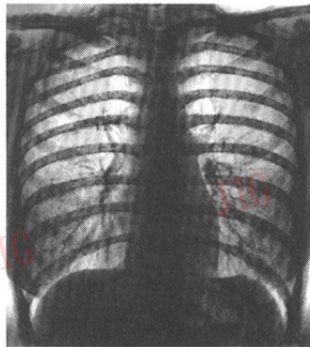
$$E = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in Q_j^{(i)}} \|g(x) - \mu_j^{(i+1)}\|^2$$

其中, $Q_j^{(i)}$ 代表在第 i 次迭代后赋给类 j 的像素集合, μ_j 代表第 j 类的均值。指标给出每个像素与其对应类均值的距离和。具体 K -均值聚类算法步骤如下:

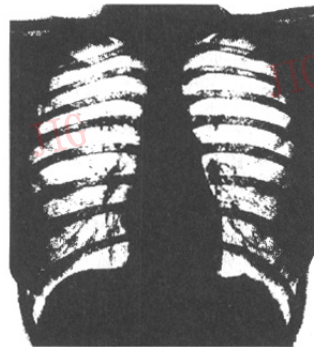
- (1) 选择初始均值 $\mu_1^{(1)}, \mu_2^{(1)}, \dots, \mu_K^{(1)}$;
- (2) 在第 i 次迭代时, 根据下式准则将每个像素都赋给 K 类之一 ($j=1, 2, \dots, K; l=1, 2, \dots, K; l \neq j$): $x \in Q_j^{(i)}$, 如果 $\|g(x) - \mu_j^{(i)}\| < \|g(x) - \mu_l^{(i)}\|$ 即将每个像素赋给均值离它很近的类。
- (3) 对 $j=1, 2, \dots, K$, 更新均值 $\mu_j^{(i+1)} = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in Q_j^{(i)}} g(x)$, 其中, N_j 是 $Q_j^{(i)}$ 中像素个数。
- (4) 如果对所有的 $j=1, 2, \dots, K$, 有 $\mu_j^{(i+1)} =$

$\mu_j^{(i)}$, 则算法收敛, 结束; 否则, 返回步骤 2 继续下一步迭代。

均值聚类前, 先将 CR 数字胸片图像进行预处理, 即将图像反色并用数学形态学中的高帽变换方法对图像进行变换, 得到预处理图像, 如图 5(a) 所示。预处理主要强调了低频部分, 使得肋骨与肺部区域的灰度对比度增大, 起到增强边缘抵制对比度不均的作用, 然后用 K -均值聚类的方法进行分割。实验中 $K=2$, 即将图像分为肋骨组织图像和背景图像, 初值的灰度分别选择 $\mu_1^{(1)}=50, \mu_2^{(1)}=200$, 迭代次数 $i=11$ 时算法收敛, 其结果如图 5(b) 所示。从实验结果图像可以看出, 用均值聚类的方法可以得到肋骨所在的位置, 但是每根肋骨的终止端分割不清晰, 受到前后肋骨交叉部分的影响, 较大部分与背景连接在一起, 而且实验结果受初值影响较大。为了克服这些缺点, 可以对图像先进行分块, 然后对每一小块采取自动选取初值的方法进行均值聚类。



(a) 预处理图像



(b) 聚类结果图像

图 5 K-均值聚类法

3.3 高斯曲面阈值法

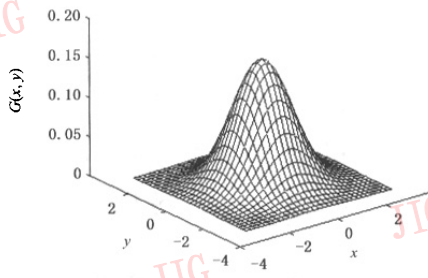
高斯曲面阈值方法是将高斯滤波后的图像作为阈值面对原图进行分割的一种方法^[8]。这种方法可以很好地抵制灰度不均和噪声对图像的影响。

首先利用高斯函数对 CR 数字胸片图像进行平滑滤波处理。2 维高斯函数为 $G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$, 其曲面形状如图 6(a) 所示。由于图像可以看作是一个离散的数据矩阵, 所以对图像平滑通常都采用函数模板对图像进行卷积处理, 高斯模板如图 6(b) 所示, 此时为 $\sigma=1$ 时得到的模板系数, σ 表示高斯曲

面扩展的程度。

因为高斯函数可以看作一个低通滤波器, 所以利用高斯函数对图像进行滤波处理后, 会使图像变得模糊, 如图 7(a) 所示, 模糊程度由 σ 的取值决定。

然后, 利用高斯滤波后的图像作为一个阈值曲面, 对原图进行阈值分割。此时原图中每个像素点都有一个与其相对应的数值进行比较, 从而得到二值图像, 如图 7(b) 所示。可以看到此算法可以得到原图中比较完整的肋骨信息, 抵制肋骨交叉部分的干扰, 有利于后继的肋骨分割提取。



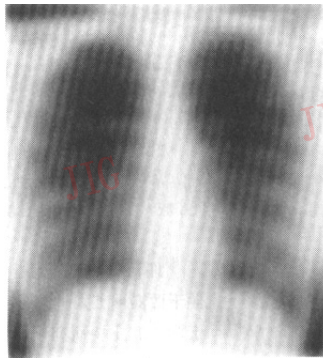
(a) 高斯曲面

$$\frac{1}{273}$$

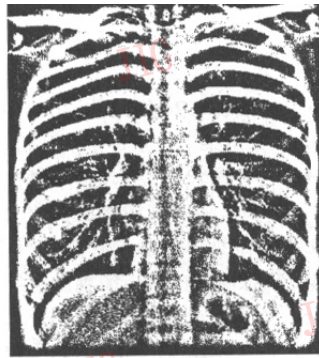
1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

(b) 高斯模板

图 6 高斯函数



(a) 高斯滤波后图像



(b) 高斯曲面阈值图像

图 7 高斯曲面阈值法

4 实验结果及分析

利用上述几种分割方法对 CR 数字胸片图像处理的结果如图 8~10 所示,图 8 是概率松弛迭代法处理后,对图像进行分割的结果,可以看到,内部的肋骨边缘信息虽然部分得到增强,但是分割后肋骨出现严重的不连续现象,信息丢失太多,无法进行后继处理;图 9 是用 K-均值聚类方法对图像分块聚类分割结果图,每块的聚类初值自动选取其最大和最小值,它虽然弥补了图 5(b)中的肋骨终止端不清晰以及分割结果受初值影响大的不足,但是分块聚类后增加了块与块之间新的边界,加大了后继处理的难度,肋骨很难分割出来;图 10(a)是图 7(b)经过简单均值滤波的结果,可以看出,它减少了图 7(b)中的噪声,在此基础上,应用数学形态学中的闭运算处理的结果如图 10(b)所示,从图中可以看出,它使得图像中肋骨边缘变得平滑连续,并且将肋骨部分和肺部区域较好的分开。

由此可以看出,在这几种分割方法中,高斯曲面阈值法在 CR 数字胸片图像的肋骨分割中是最有效的方法,它方便于图像的后继处理,并且可以得到完整的肋骨信息;K-均值聚类方法是比较有效的方法,但是需要较多的后继处理,基本可以得到肋骨所在位置;概率松弛迭代法虽然增强了肋骨边缘,但是分割效果较差,肋骨信息丢失太多,无法后继处理。

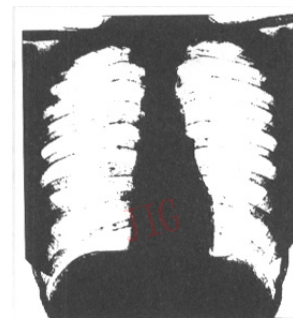


图 8 概率松弛后分割结果图

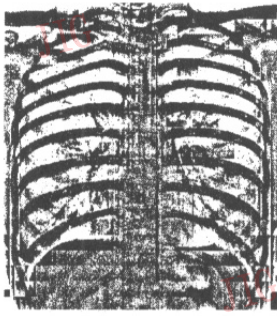
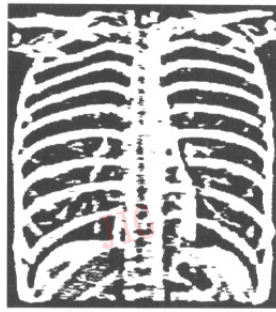
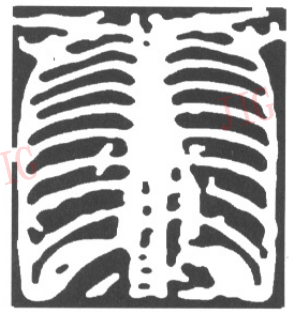


图 9 分块均值聚类分割结果图



(a) 均值滤波图



(b) 形态处理图

图 10 高斯曲面阈值分割结果图

5 结 论

讨论了几种分割方法在 CR 数字胸片图像中肋骨分割的应用,并且根据结果给出了一定的评价。分割方法主要包括概率松弛迭代法、 K -均值聚类法以及高斯曲面阈值法,经实验证明高斯曲面阈值法对 CR 数字胸片图像中肋骨的分割更为有效,它可以抵制灰度不均和噪声对图像的影响,解决由数字胸片本身的特殊性给分割带来的困难,取得了较好的分割效果。实验中对 38 幅图像做了测试,其中仅有 3 张图像因摄影质量较差而未达到预期效果,因此,高斯曲面阈值法的成功率可达到 92.1%,有较高的普适性,它对后期的计算机辅助诊断具有一定的实际应用意义。如何对 CR 数字胸片图像进行准确分类将是后继的研究重点。

参 考 文 献

- 1 王骏,陈堤. 图像存档与通信系统[J]. 中华医院管理杂志, 1997, 13(5):308.
- 2 Bunge R E, Herman C L. Use of diagnostic imaging procedures: a nationwide hospital study[J]. Radiology, 1987, 163:569~573.
- 3 YUE Zhan-Jun, Gohtasby Ardeshir, Ackerman Laurens V. Automatic detection of rib borders in chest radiographs [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995, 14(3):525~536.
- 4 Sarkar S, Chaudhuri S. Evaluation and progression analysis of pulmonary tuberculosis from digital chest radiographs [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 1998, 22(2): 145~155.

- 5 Bram van Ginneken, shigehiko Katsuragawa, Bart M. ter Haar Romeny, et al. Automatic detection of abnormalities in chest radiographs using local texture analysis[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(2):139~149.
- 6 徐建华. 图像处理与分析[M]. 北京:科学出版社,1992:70~73.
- 7 章毓晋. 图像分割[M]. 北京:科学出版社, 2001:61~62.
- 8 朱虹,许朝晖,周健. 基于 PCR 凝胶成像的信息自动提取[J]. 中国图象图形学报(A版), 2002, 7(12):1285~1290.



许朝晖 1975 年生。工程师。2003 年毕业于西安理工大学,获控制理论与控制工程硕士学位。主要研究领域为医学图像处理与应用、图像模式识别、视频图像处理技术。
E-mail: ahui_xu8@163.net



张继武 1967 年生。1998 年毕业于西安交通大学,获生物医学工程博士学位,现为柯达医疗影像大亚太区研发总监,目前的研究领域包括医学成像技术、医学图像处理、基于医学图像内容的自动诊断技术。



张道兵 1978 年生。1999 年本科毕业于湖北大学,现为中国科学院西安光学精密机械研究所在读硕士研究生。主要研究方向是生物医学多媒体信息处理与通信技术。