

基于分数低阶矩的图像阈值检测和颗粒度分析算法

胡学龙^{1),2)} 王志坚¹⁾

¹⁾ (扬州大学信息工程学院, 扬州 225009) ²⁾ (南京邮电大学江苏省图像处理与图像通信重点实验室, 南京 210003)

摘要 为了在进行病变组织检查时,能检测出微小的病变硬化组织,在介绍 α 稳定分布和与之对应的分数低阶统计量 (FLOS) (即分数低阶矩, FLOM) 的基础上,给出了非高斯条件下基于分数低阶统计量的阈值检测方法、图像颗粒度分布函数和自相关矩,并首先以超声医学图像为例,分别用高斯分布的方法和 α 稳定分布方法对超声医学图像进行阈值检测;然后对经过阈值检测后的图像,利用数学形态学方法计算水平方向和垂直方向的颗粒度分布函数;最后求出两个方向的相关系数。实验结果表明,基于分数低阶统计量的阈值检测和颗粒度分析方法优于传统的高斯分析与处理方法。

关键词 分数低阶统计量 分数低阶矩 阈值检测 颗粒度 自相关矩 数学形态学

中图法分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)10-1821-04

Image Threshold Detection and Granularity Analysis Algorithm Based on FLOM

HU Xue-long^{1),2)}, WANG Zhi-jian¹⁾

¹⁾ (School of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009) ²⁾ (Jiangsu Province Key Laboratory for Image Processing and Image Communication, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003)

Abstract To detect the tiny sclerotic tissues in pathological examination, the α stable distribution and the fractional lower order statistics (FLOS) (i. e. fractional lower order moment, FLOM) are introduced. The threshold detection method based on FLOS under the non-Gaussian condition, the definition of the granularity distribution function and the autocorrelation moment are proposed as well. Firstly, taking the supersonic medical image as an example, the method based on Gaussian distribution and the α stable distribution method respectively to carry on the threshold detection for the supersonic medical image are discussed. After the detection, mathematics morphology is applied to calculate granularity distribution function of the horizontal direction and the vertical direction respectively. At last, the correlation coefficients of two directions are obtained. The experimental results show the threshold detection and granularity analysis method based on the fractional lower order statistics has its superiority.

Keywords fractional lower order statistic (FLOS), fractional lower order moment (FLOM), threshold detection, granularity, autocorrelation rectangular, mathematics morphology

1 引言

在许多情况下,信号往往是不确定,且不满足高斯分布的,需要采用非高斯统计方法来分析处理,以

便进而演化出非高斯统计信号处理这一领域,而作为与高阶统计量信号处理并驾齐驱的分数低阶统计量的信号处理方法则方兴未艾,其在生物医学图像处理领域已展现出比传统方法更优异的性能。例如采用这种方法对超声医学图像进行处理和分析已成

基金项目:江苏省图像处理与图像通信重点实验室开放课题 (ZK206008)

收稿日期:2008-05-08; **改回日期:**2008-07-10

第一作者简介:胡学龙(1960 ~),男。教授。1993年获东南大学信号与信息处理专业硕士学位。现为扬州大学信息工程学院副院长、中国图象图形学会常务理事 IEEE 会员等。主要研究方向为图像处理与多媒体技术等。E-mail: huxuelong@126.com

为一个重要的应用领域^[1]。在病变组织检测方面,最为困难的是检测微小的病变硬化组织,而颗粒度分布函数^[2]在一定程度上就可以反映图像中的颗粒度分布状况。例如,当该函数接近于一个定值时,则说明图像中的颗粒半径普遍小于该值。为了确定目标图像的结构,必须逐个考察图像各部分之间的关系,并且进行检验,最后才能得到一个各部分之间关系的集合。通过对颗粒度分布函数和自相关矩的分析,就可以对图像颗粒度分布的方向特性有所把握,以便对病变组织作出更好的检测。本文在采用 α 稳定分布方法对超声医学图像进行去噪处理^[3,4]后,再经过阈值检测就可运用数学形态学方法计算颗粒度分布函数。

根据给定的超声医学图像,本文分别用高斯分布的方法和 α 稳定分布方法先对超声医学图像进行阈值检测,然后对经过检测后的图像,利用数学形态学方法绘制水平方向和垂直方向的颗粒度分布函数,并求出两个方向的相关系数。

2 α 稳定分布

2.1 α 稳定分布

α 稳定分布^[3~5]的特征函数定义为

$$\varphi(u) = \exp\{(\text{j}au - \gamma|u|^\alpha)[1 + \text{j}\beta\text{sgn}(u)\omega(u, \alpha)]\} \quad (1)$$

其中, $0 < \alpha \leq 2, \gamma \geq 0, -1 \leq \beta \leq 1, a \in \mathbf{R}, \text{sgn}(u)$ 为符号函数,而

$$\omega(u, \alpha) = \begin{cases} \tan(\pi\alpha/2) & \alpha \neq 1 \\ (2/\pi)\log|u| & \alpha = 1 \end{cases} \quad (2)$$

通过对 $\varphi(u)$ 进行傅里叶逆变换即可得 α 稳定分布的概率密度函数(PDF)。式(1)和式(2)中,参数 α 称为特征指数,它决定了该分布脉冲特性的程度。可将 $0 < \alpha < 2$ 的非高斯分布定义为分数低阶 α 稳定分布。参数 β 为对称参数,用于确定分布的斜度。参数 γ 为分散系数,它是样本相对于均值的分散程度的度量。 $\beta = 0$,对应于对称分布,简称S α S。对于S α S分布,若 $1 < \alpha \leq 2$,则 a 表示其位置参数或均值;若 $0 < \alpha \leq 1$,则 a 表示中值。

2.2 分数低阶矩

随机变量 X 的二阶矩通常定义为 $E[X^2]$ 。对于 α 稳定分布随机变量来说,分数低阶矩^[5]则定义为 $E[|X|^p]$,其中 $0 < p < \alpha \leq 2$ 。如果 X 是 α 稳定分布随机变量,且 $0 < \alpha < 2$,则有

$$E[|X|^p] \begin{cases} = \infty & p \geq \alpha \\ < \infty & 0 \leq p < \alpha \end{cases} \quad (3)$$

若 $\alpha = 2$,则有 $E[|X|^p] < \infty$ 。如果 X 为一S α S分布随机变量,且 $a = 0$,分散系数为 γ ,则

$$E[|X|^p] = C(p, \alpha)\gamma^{p/\alpha} \quad (4)$$

式中, $0 < p < \alpha$,

$$C(p, \alpha) = \frac{2^{p+1}\Gamma\left(\frac{p+1}{2}\right)\Gamma(-p/\alpha)}{\alpha/\sqrt{\pi}\Gamma(-p/2)} \quad (5)$$

式中, $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数。 $C(p, \alpha)$ 仅为 α 和 p 的函数,与随机变量 X 无关。

3 阈值检测

超声医学图像的高频小波系数能很好地满足S α S分布^[3,4,6]。设 x 是原始医学图像的低频系数, μ 是低频系数的均值, σ 是标准差,则参照高斯条件下的检测准则

$$\left| \frac{x - \mu}{\sigma} \right| > T_G \quad (6)$$

可将S α S分布条件下的检测准则定义为

$$\left| \frac{x - a}{\gamma^{1/\alpha}} \right| > T_A \quad (7)$$

式中, α, a 和 γ 分别是高频系数的特征指数、位置参数和分散系数。 T_G 和 T_A 分别是高斯模型的检测门限和 α 稳定分布模型的检测门限^[7]。

可用负阶矩或对数矩^[5,6]方法估计出 α 和 γ ,考虑到 a 的特性意义与 μ 相似,因此可直接用 μ 代替 a 。

对于 T_G ,可以由给定的虚警概率确定。假设 P_f 为虚警概率, $f_G(x)$ 为高斯PDF,则根据

$$\int_{T_G}^{\infty} f_G(x) dx = P_f/2 \quad (8)$$

可通过数值积分求得 T_G 。对于 T_A ,由于S α S分布没有闭合的PDF,因此,同样可以通过数值积分获得。

4 图像颗粒度分布函数和相关矩

为了对图像 X 中的全体颗粒 Y 的分布状况作出一个定量的描述,特定义以下的“颗粒度分布函数”^[2]:

$$f(\lambda) = \frac{A(X \circ \lambda B) - A(X \circ (\lambda + 1) B)}{A(\lambda B)} \quad (9)$$

式中, $X \circ \lambda B$ 表示用 λB (B 是半径为 1 的结构元素, λ 是半径) 对 X 进行开变换后所保留下来的全体颗粒, $A(X \circ \lambda B)$ 是这些颗粒的总面积; $A(X \circ (\lambda + 1) B)$ 是用 $(\lambda + 1) B$ 进行筛选后所剩下的颗粒的总面积。而 $A(\lambda B)$ 则是 λB 的面积。

同时, 由自相关函数还可以求得图像水平方向和垂直方向图像颗粒度分布的自相关矩。

总之, 本文方法是先对超声医学图像进行阈值检测, 然后对经过检测后的图像利用数学形态学方法计算水平方向和垂直方向的颗粒度分布函数, 并求出两个方向的相关系数。本文方法的基本流程如图 1 所示。

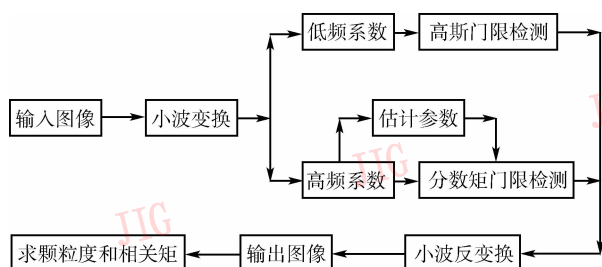


图 1 基于分数低阶矩的图像颗粒度分析流程

Fig. 1 Image threshold detection and granularity analysis based on FLOS

5 实验结果与分析

以一幅动脉血栓超声医学图像 (如图 2 所示) 为例, 分别在像素域采用高斯阈值检测和小波域低频系数采用高斯门限检测、高频系数采用分数低阶阈值检测方法进行检测来得到图 3 和图 4 所示图像。

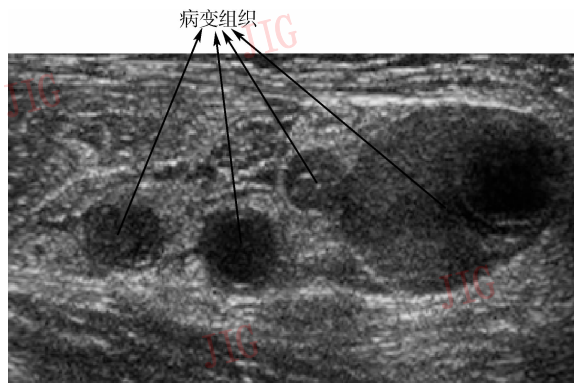


图 2 原始医学图像

Fig. 2 Original image

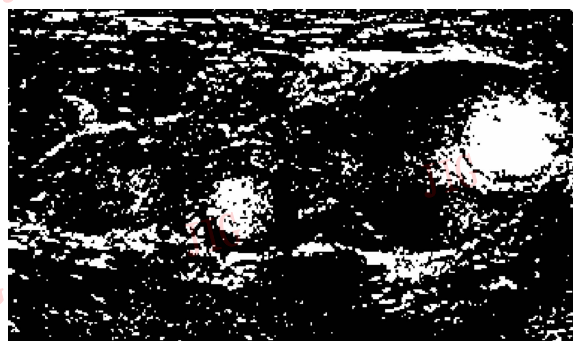


图 3 高斯阈值检测后的图像

Fig. 3 Image after detection with Gaussian threshold

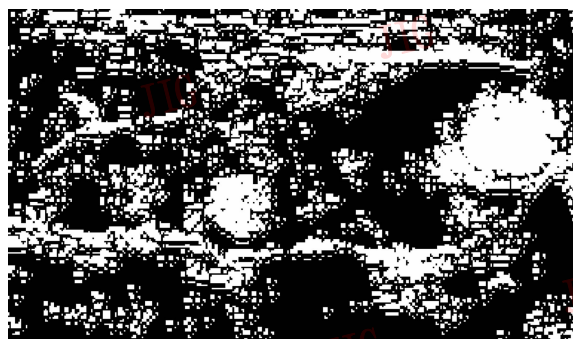


图 4 分数低阶阈值检测后的图像

Fig. 4 Image after detection with FLOS's threshold

率取值所计算出的阈值可能差别较大, 实验中, 设虚警概率为 1。对于阈值 T_G , 可通过查正态分布表来方便地获得式 (8) 的解。对于阈值 T_A , 可采用搜索法来获得相应积分方程的解。

然后根据颗粒度分布函数和相关矩的定义来对经高斯阈值和分数低阶阈值检测后的图像的水平方向和垂直方向的颗粒度分布函数进行求取, 并绘制成曲线 (图 5、图 6), 再分别计算它们以下的相关矩阵:

$$C_G = \begin{bmatrix} 1.000 & 0 & 0.996 & 2 \\ 0.996 & 2 & 1.000 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C_A = \begin{bmatrix} 1.000 & 0 & 0.976 & 2 \\ 0.976 & 2 & 1.000 & 0 \end{bmatrix}$$

从图 2 可以看出, 图中显示出 4 处明显的病变组织块; 由图 3 和图 4 与原始图像的比较可以看出, 图 3 所示的高斯阈值检测方法几乎不能检测到最小的那块病变组织, 而分数低阶阈值检测方法却能部分地检测出来 (图 4); 对于图像最左边的那块病变组织, 图 4 所显示的检测效果要好一些。

从分数低阶阈值检测后的图像颗粒度分布函数曲线可以看出, 颗粒度分布函数随结构元素尺寸的

根据不同原始图像的统计特性和不同的虚警概

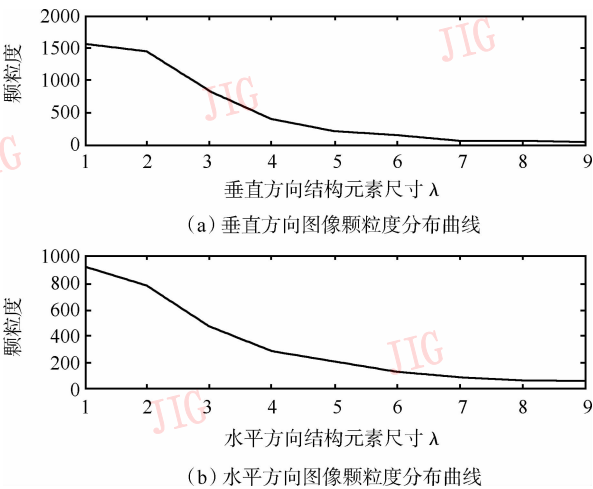


图 5 高斯阈值检测后的图像颗粒度

Fig.5 Granularity after Gaussian threshold detection

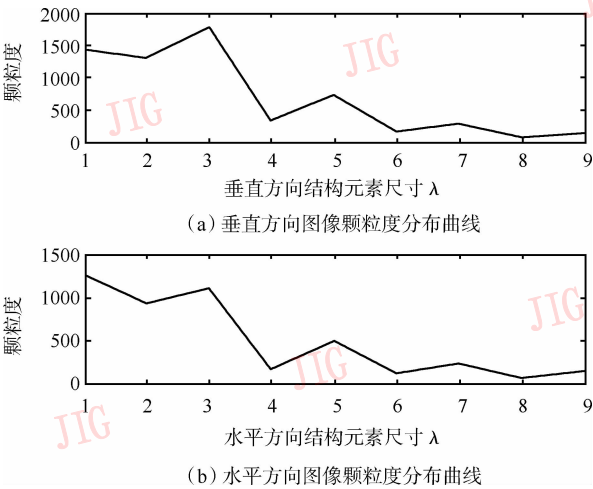


图 6 分数低阶阈值检测后的图像颗粒度

Fig.6 Granularity after threshold detection with FLOS

增大呈总体衰减趋势,而非单调衰减。与高斯阈值检测一样,在一定的范围内结构元素尺寸的变化幅度越大,衰减的速度越快。垂直和水平方向图像颗粒度分布曲线的第 1 个谷值点都在 $\lambda=2$ 处,而且颗粒度分布函数曲线的峰值与谷值点坐标之差相同,这表明颗粒半径和颗粒度分布的均匀性;水平方向和垂直方向的颗粒度分布曲线变化趋势相似,同时根据 C_A 值就可看出,0.976 2 与 1 很接近,这表明图像中颗粒的分布基本上是各向同性的,但采用 FLOM

方法比高斯法检测到的各向异性的能力更强。

6 结 论

对于某些医学图像在非高斯条件下,基于分数低阶统计量的阈值检测方法比传统的高斯阈值检测方法对病灶或其他目标具有更好的检测能力,其图像颗粒度分布函数在高斯阈值检测条件下具有相似性,而分数低阶阈值检测后的图像颗粒度分布函数则更客观地反映了图像颗粒的分布规律。本文方法在临床诊断上的实用性有待进一步研究。

参考文献 (References)

1 Acchim A, Bezerianos A, Tsakalides P. Wavelet-based ultrasonic image denoising using an alpha-stable prior probability model [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Thessaloniki, Greece, 2001 : 221 ~ 224.

2 Hu Xue-long, Xu Kai-yu. Digital Image Processing [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006 : 188 ~ 192. [胡学龙, 许开宇. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2006 : 188 ~ 192.]

3 Wang Zhi-jian, Hu Xue-long, Li Cheng, et al. Mixed image denoising method of Bayesian estimation and wavelet based on alpha-stable distribution [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network and Signal Processing [C], Zhenjiang, Jiangsu, China, 2008 : 124 ~ 128.

4 Hu Xue-long, Wang Zhi-jian, Wang Li-ping. Study of the best toughness mixed p-norm filtering algorithm based on fractal lower order statistics [J]. Journal on Communications, 2007, 28(8A) : 34 ~ 37. [胡学龙, 王志坚, 王丽萍. 基于分数低阶统计量的最佳韧性混合 p-范数滤波算法研究 [J]. 通信学报, 2007, 28(8A) : 34 ~ 37.]

5 Ma Xin-yu, Nikias Chrysostomos L. Parameter estimation and blind channel identification in impulsive signal environments [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(12) : 2884 ~ 2897.

6 Wang Zhi-jian, HU Xue-long, Wang Li-ping. Parameters estimation of wavelet coefficient for image based on FLOS [A]. In: Proceedings of 8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments [C], Xi'an, China, 2007, 2 : 782 ~ 786.

7 Banerjee A, Chellappa H. Tumor detection in digital mammograms [A]. In: Proceedings of the International Conference of Image Processing [C], Vancouver Canada, 2000, 3 : 432 ~ 435.