

基于多重分形的纹理分析方法 在B超图象识别中的应用

杨裕欢 王思贤 廖孟扬 李群丽

(武汉大学电子信息学院, 武汉 430072)

摘 要 采用基于多重分形的图象纹理分析方法对3类超肌肉图象进行了分类, 并与采用单一分形的方法作了比较。多重分形方法考虑了系统的局域行为及分形体在其形成过程中不同层次的特征, 因而可以从系统的局部出发来研究其最终的整体特征, 更加全面有效地对纹理结构进行描述, 从而揭示出其本质。从分类效果上也可以看出这一点。

关键词 B超图象 纹理分析 分形 多重分形

0 引言

B超诊断设备由于使用方便, 无损伤, 费用低及适用症广, 使其在临床诊断中的应用越来越多。B超图象有一个十分明显的特征, 图象呈现一种颗粒状结构, 这种现象是由“斑纹效应”引起。由于在成像系统可分辨的最小单元内存在众多的不可分辨的微小散射体, 超声波在人体内传递时遇到这些组织发生散射, 散射波之间相互干涉, 导致回波幅度波动而形成斑纹效应。这种斑纹效应主要与被成像物体

的结构有关, 这种斑纹模式均可视为纹理, 因而可以利用纹理方法来分析组织微观结构信息。

本文选取3种肌肉的B超图象作为纹理分析的对象并分别用分形和多重分形的方法对其进行分类(B超图象是由同济医科大学附属同济医院B超室提供), 3种肌肉图象是: 正常性肌肉, 神经源性肌肉萎缩和肌源性肌肉萎缩。从图1可以看到: 一般人肉眼根本无法分辨这3种图象, 医学专家若只凭借B超图象, 辨别率也只在50%左右。3种疾病的结构特征^[1]如下:

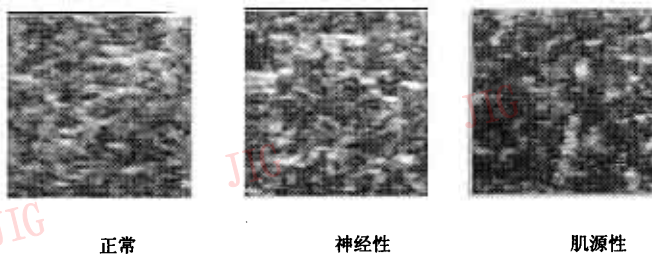


图1 3类肌肉疾病的B超图象

神经源性肌肉萎缩的分布是: 萎缩的肌纤维按神经支配分布, 呈或大或小的集簇性, 即一个肌束中的肌纤维正常, 而另一个肌束中的肌纤维全部萎缩, 或一个肌束中一部分肌纤维正常而另一部分呈小簇状萎缩。

肌源性萎缩型的分布是: 一个肌束中的肌纤维, 萎缩程度不同, 萎缩的肌纤维与正常肌纤维无规则地、镶嵌状地交叉存在, 不成簇状, 排列紊乱, 方向不一。

正常肌肉的肌纤维分布较病变要均匀一些。

1 分形(fractal)理论基础及差分盒计数法(DBC法)

1.1 分形理论基础

自然界中的大量形体和自然景物表面,如变幻莫测的云彩,曲折的海岸线以及错综复杂的地貌等是如此的复杂和不规则,以至于无法用简单的结构元素来描述。一方面,表面的不规则很难用统一的解析函数式来表达,另一方面,如果一一表示其细节,则将产生庞大的数据集,从而导致复杂庞大的运算。B.B.Mandelbort 在研究了大量的不规则自然形体后于 1975 年创造性地提出了分形的概念。

分形研究的是这样一些对象,它们都有精细的结构,即在任何尺度下都有精致的细节。许多分形具有某种程度的自相似性,它们由以某种方式和整体相似的部分组成。有时这种相似的程度可以比严格的几何相似弱,比如,这种相似可以是近似的或统计的。

显然,经典的几何方法和计算方法不适合用来研究分形体,分形几何的主要工具是其形式众多的维数。粗略地看,分形维数给出了一个集充满空间程度的描述,它是在用很小的比例观测一个集时,这个集的不规则性的极好量度,一个维数包含相应集合的几何性质的许多信息。然而,定义集合的维数目前有许多方法,并且对同一个集可以得到不同的维数值。计盒维数或称盒维数(Box-counting or Box dimension)是应用最广泛的维数之一,它的普遍应用主要是由于这种维数的数学计算及经验估计相对容易一些。

设 F 是 R^n 上任意非空的有界子集, $N_\delta(F)$ 是直径最大为 δ , 可以覆盖 F 的集的最小个数, 则 F 的计盒维数定义为^[5]:

$$\dim_B F = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{-\log \delta} \quad (1)$$

1.2 DBC(differential Box-counting)法

下面介绍计算图象计盒维数的一种方法——DBC法^[6]。将灰度图象中像素点的坐标考虑为三维空间的 X, Y 坐标, 而各像素点的灰度为另一坐标 Z 。假设有一个单位 m 维体正好将研究对象覆盖, 则线度 δ 可以视为相对于这个单位 m 维体的尺度压缩因子(scale ratio)。为保证对象在 X, Y, Z 三个

方向上有相同的压缩因子,对盒子的尺寸作如下限制:

$$\frac{G}{g} = \frac{W}{w} = \frac{L}{l} = \frac{1}{r} \quad (2)$$

其中 l, w, g 分别为盒子的长, 宽, 高。 G 为图象中的灰度级数, L 和 W 分别为图象的长度和宽度 ($1 < l \leq L/2$), r 为比例因子。用这样的盒子来覆盖三维空间中的图象表面, 对应于不同的 r , 得到所需要的盒子数 $N(r)$, 这样就得到不同的 $(r, N(r))$ 数据对。根据(1)式盒维数 D_f 即为 $(r, N(r))$ 在双对数坐标上的斜率。令 $x_r = -\log r, y_r = \log N(r)$, 用最小二乘法估计分形维数 D_f 为:

$$D_f = \frac{\sum (x_r - \bar{x}_r)(y_r - \bar{y}_r)}{\sum (x_r - \bar{x}_r)(x_r - \bar{x}_r)} \quad (3)$$

式中 \bar{x}_r, \bar{y}_r 是 x_r, y_r 的统计平均值。纹理图象的 D_f 值反映纹理的粗糙度。

选取 3 类肌肉 B 超图象各 20 幅(共 60 幅)作为研究对象, 以分形维数 D_f 为特征量, 分别用 10 幅为训练样本, 然后 60 幅图象一起参加考试, 采用最小距离分类器, 分类结果如表 1 所示。

表 1 基于分形的分类结果(以分形维数 D_f 为特征量)

	正常	神经性	肌源性
正常	13	2	5
神经性	3	12	5
肌源性	3	5	12

正确分类数 = 37, 样本总数 = 60, 分类正确率 = 61.7%

1.3 结果分析

利用分形维数作为特征量对 3 类图象分类取得了一定的效果, 3 类图象中肌源性肌肉萎缩图象的 D_f 值最大, 正常肌肉图象的最小, 表明肌源性肌肉萎缩图象最粗糙, 正常肌肉图象的粗糙度最小, 这与 3 种病例的组织特征相吻合。

由于特征量是在双对数坐标上用最小二乘拟合法进行估算的, 因此拟合的线性度是一个很重要的指标。如果双对数坐标上的点根本不成一直线, 则其相关系数将很低, 相应的研究对象也就不是分形。定义拟误差 E 如下^[6]:

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (mx_i + c - y_i)^2}{1 + m^2}} \quad (4)$$

其中 m, c 为拟合后直线的斜率和截距, (x_i, y_i) 为

用来拟合的点, n 为点的个数。随机取一幅图象, 对 D_f 求得拟误差为 0.005076, 说明算法很好地反映图象的统计分形特性。

应当看到, 单一的分形维数是从图象的整体来揭示图象的本质而忽视了图象的局域特征, 因此对于不同的分形体其分形维数 D_f 可能很接近, 甚至完全相同, 显然只用一个描述其全局特征的分形维数不足以将复杂繁多的各种分形结构区分开来。多重分形方法考虑了系统的局域行为及分形体在其形成过程中不同层次的特征, 因而可以从系统的局部出发来研究其最终的整体特征, 更加全面有效地对分形结构进行描述, 从而揭示出其本质。

2 多重分形 (multifractal) 理论基础及方法

2.1 多重分形理论基础

考虑这样一个多重分形体, 它在不同的区域呈现不同的标度特性, 因此可以把它分为无限多个分形子集。为描述其微观特性, 将该集分解为 N 个不相交的部分, 其中 N 的取值可以很大。现在用 L_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 来表示第 i 个部分的线度, 并将第 i 个部分中的测度用 M_i 表示。当这些区域足够小时, 可以认为在该区域中的分布是均匀一致的。

下面给出一些表征纹理特征的多重分形参量^[7], 在某种意义上, 这些概念是盒维数概念的推广。

$$D_q = \frac{1}{q-1} \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\log X(q)}{\log l} \quad (5)$$

$$\text{其中 } X(q) = \sum_i P_i^q \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \alpha(q) &= D_q + (q-1) \frac{dD_q}{dq} \\ &= \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\sum_i P_i^q \log P_i}{\log l \sum_i P_i^q} \end{aligned} \quad (7)$$

$$f(\alpha(q)) = q\alpha(q) - (q-1)D_q \quad (8)$$

在(5)式中, D_q 为广义维数, 其中 $q = 1, 2, \dots$, 从某种程度上说, 它反映了广义维数的阶次。 P_i 表示某个事件在第 i 个区域中发生的概率并视为测度 M_i 。(7)式中, $\alpha(q)$ 为标度指数 (scaling exponent, 即奇异值)。(8)式中, $f(\alpha)$ 是一连续函数, 它反映了 α 在某个子集上取值的次数。

在式(8)中, 随着 q 值的改变, 具有不同标度指数的不同子集起着主导作用。显然, 当 $q = 0$ 时, 由

式(7), $D_0 = \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\sum_i 1}{\log l}$, 即为分形维数 D_f 。当 $q = 1$ 时, D_1 的值无法由式(5)直接计算。为此将式(6)代入式(5), 由洛必达法则可得:

$$D_1 = \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\sum_i P_i \log P_i}{\log l} \quad (9)$$

可见 D_1 即为信息维数, 而 D_2 则为相关维数。由此可知, 广义维数 D_q 实际上包含了分形理论所涉及的全部维数, 并且扩展了分形理论的内涵。

对于特征量 $f(\alpha)$, D_q , α 的物理意义的解释对于不同的研究对象可以大不相同。就纹理分析而言, 零阶广义维数 D_0 即为 D_f , 它表示了一个集对空间的充满程度。对于纹理图象, 它反映的是纹理的粗糙度。高阶维数 D_q 反映了分形集中点的聚集程度, 对于 q 次的广义维数则反映了由 q 个点构成的集团的分布情况, 相应于纹理则反映了其中不同尺寸不同聚集程度的纹理基元的分布情况。

2.2 特征量提取及分类结果

特征量的提取同样采用盒计数法, P_i 视为象素点灰度出现在第 i 个盒子中的概率, 线度 l 视为如式(4)中的比例因子 γ 。

同样, 选取 3 类肌肉 B 超图象各 20 幅 (共 60 幅) 作为研究对象。在本文实验中发现, 当 $q = 19$ 以后, D_q 和 α 的变化已不是很明显, 即基本趋于稳定。在分析了大量实验数据的基础上, 本文选取 D_0 , D_{19} , $\alpha(0)$, $\alpha(19)$ 为特征量, 各特征量仍然在双对数坐标上用最小二乘法进行估算。分别用 10 幅为训练样本, 然后 60 幅图象一起参加考试, 采用方差加权最小距离分类器, 分类结果如表 2 所示。

表 2 基于多重分形的分类结果

(以 $D_0, D_{19}, \alpha(0), \alpha(19)$ 为特征量)

	正常	神经性	肌源性
正常	17	2	1
神经性	4	12	4
肌源性	0	5	15

正确分类数 = 44, 样本总数 = 60 分类正确率 = 73.3%

2.3 结果分析

用多重分形方法的分类结果显然要优于用单一

分形方法分类,从某种意义上说,单一的分形是多重分形的一个特例,多重分形更能反映事物的本质特征。本文随机选取了一幅图象,对 D_0 求得拟误差为 0.004047。可见多重分形算法很好地反映了图象的统计分形特性。

3 结束语

本文采用基于多重分形的纹理分析方法对 3 类 B 超肌肉图象进行分类,并与采用单一分形的方法进行了比较,取得了较好的分类结果。随着对分形理论认识的深入,这种方法必将取得更大进展。

参考文献

- 1 陈官百主编. 神经系统与临床. 上海科技出版社, 1987.
- 2 Pentland A P. Fractal based description of nature scenes. IEEE TransPattern Anal Machine Intell, 1984, PAM 1 - 6:661 ~ 674.

- 3 Keller J, Crownover R, Chen S. Texture description and segmentation and three dimension surface roughness. Wear, 1986, 109:119 ~ 126.
- 4 Creutzberg R, Ivanov E. Computing fractal dimension of image segments. In Proc III Int Conf Compute Anal of Images and Patterns, CAIP' 89, 1989.
- 5 Kenneth J F. Fractal Geometry——Mathematical Foundations and Applications, New York: Willey, 1990. 6 Nirupam Sarkar, Chaudhuri B B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image. IEEE Trans SMC, 1994, 24(1):115 ~ 120.
- 7 Hentschel H G E, Procaccia J. The infinite number of generalized dimension of fractals and strange attractors. Physica D8, 1983:435 ~ 444.



杨裕欢 1993年毕业于武汉大学空间物理与电子信息学系,现为武汉大学图象处理研究所硕士研究生,目前正在从事图象识别方面的研究。

Texture Analysis Based on Multifractal and Its Application to the Classification of Ultrasonic B-Scan Images

Yang Yuhuan, Wang Sixian, Liao Mengyang and Li Qunli

(College of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072)

Abstract We introduce multifractal-based texture image analysis method in classification of three kinds of B-scan muscular images and compare the result with ordinary fractal way. Multifractal-based method takes into account of the system regional expression impact and the different layer characteristic in their formability. So we can focus on the ultimate characteristic from the point of local system. Moreover we can describe the texture structure more efficiently and completely to make the problem clear. The experimental result has approved our thought.

Keywords Ultrasonic B-scan image, Texture analysis, Fractal, Multifractal