

基于多重分形的医学图像分割方法*

金春兰, 黄 华, 刘圻彬

Medical image segmentation based on multifractal theory

Jin Chun-lan, Huang Hua, Liu Kuang-bin

Abstract

BACKGROUND: As the complexity of human anatomic structure, the abnormality of tissue shape and the difference among individuals, the structure of multifractal is adapted.

OBJECTIVE: To investigate medical image segmentation based on multifractal.

METHODS: Image segmentation was performed by algorithm based on capacity measurement and probability measure. The experimental images were segmented using traditional region growing, max capacity measurement, sum capacity measurement, and probability measure. Following adding noise, the images were identically segmented and compared.

RESULTS AND CONCLUSION: In the two algorithms based on multifractal, the key of the algorithm based on capacity measurement is that appropriate measure $\mu\alpha$ is defined, and the key of the algorithm based on probability measure is that appropriate normalized probability P_i is defined. The different measures (probability) and thresholds bring greater effect. The method based on probability measure is sensitive to noises, but after filtration noise, segmentation effect is greater for the images whose pixels vary comparatively great and very complicated. The results show that it is feasible that appropriate measure (probability) and threshold is chosen based on medical image segmentation. Especially greater advantage exists for the distinction of texture and edge in the complicated image processing, which can reserve details while precisely dividing. It has very significant practical significance. At the same time, multifractal can also be characteristics of images, which provide powerful data for feature extraction.

School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan Province, China

Jin Chun-lan*, Studying for master's degree, School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan Province, China
Xiaoi20008@163.com

Jin CL, Huang H, Liu KB. Medical image segmentation based on multifractal theory. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu yu Linchuang Kangfu. 2010;14(9): 1535-4538. [http://www.crter.cn http://en.zgckf.com]

Correspondence to: Huang Hua, Doctor, Professor, Doctoral supervisor, School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan Province, China
hhua@scuedu.cn

Received: 2009-10-25
Accepted: 2009-12-24

摘要

背景: 由于人体解剖结构的复杂性、组织器官形状的不规则性及不同个体间的差异性, 所以比较适合用多重分形来分析。

目的: 采用多重分形理论对医学图像进行图像分割。

方法: 采用基于容量测度的多重分形谱计算及基于概率测度的多重分形谱计算方法对图像进行分割。对于待处理图片分别进行传统的区域生长分割, max 容量测度图像分割, sum 容量测度图像分割, 概率测度图像分割等 4 种分割, 并加入噪声后再进行同样的分割处理作为比较。

结果与结论: 采用的两种基于多重分形谱的计算法中, 基于容量测量的多重分形谱计算方法的关键是定义合适的测度 $\mu\alpha$; 基于概率测度的多重分形谱计算方法的关键是定义合适的归一化概率 P_i , 不同的测度(概率)和不同的阈值对结果的影比较大。基于概率测度的方法对噪声比较敏感, 但是在滤过噪声时对图像像素大小变化比较大、比较复杂的图像有较好的分割效果。实验表明基于多重分形谱的医学图像分割方法在选择合适的测度(概率)和阈值时是可行的, 特别是在较为复杂的图像处理中对于纹理和边缘的区别上有较大的优势, 在准确地分割的同时能保留更多的细节, 具有重要的实际意义。同时, 多重分形也可以作为一种图像的特征, 为特征提取多提供一种有力的数据。

关键词: 多重分形; 图像分割; 医学图像; 纹理; 数字化影像技术

doi:10.3969/j.issn.1673-8225.2010.09.004

金春兰, 黄 华, 刘圻彬. 基于多重分形的医学图像分割方法[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(9):1535-1538.

[http://www.crter.org http://cn.zgckf.com]

0 引言

近年来, 伴随着医学影像技术的快速发展, 医学成像设备在越来越多的医学领域里被应用。同时对医学图像的处理技术也受到广泛的关注。图像分割是图像处理中的热点和难点之一。准确的分割结果对外科手术, 疾病的早期诊断等应用能够起到积极作用。

从20世纪80年代以来, 非线性理论的分形学已经开始应用到图像处理的各个分支, 如图

像压缩, 边缘检测, 边缘增强, 图像分割, 模式识别等^[1-7]。

分形及分维是B.B.Mandelbrot在1973年首次提出的, 其原意具有不规则的, 支离破碎等意义^[8]。可以用来描述复杂的自然界外形。

近年来的研究表明, 就分形几何学而言, 实际上并不如研究初期所想象的那样, 存在着一个普适的分形维数, 人们发现, 仅由一个分形维数来描述经过复杂的非线性系统显然是不够的。而且, 在各个复杂形体的形成过程中, 其局域条件是十分重要的^[9]。为了进一步了

四川大学电气信息学院, 四川省成都市 610065

金春兰★, 女, 1985年生, 朝鲜族, 吉林省延吉市人, 四川大学在读硕士, 主要从事医学图像处理与医学信号处理研究。Xiaoai20008@163.com

通讯作者: 黄华, 博士(后), 教授, 博士生导师, 四川大学医学信息工程系, 四川省成都市 610065 hhua@scuedu.cn

中图分类号: R543.2
文献标识码: A
文章编号: 1673-8225 (2010)09-01535-04

收稿日期: 2009-10-25
修回日期: 2009-12-24
(200911109024/GW-H)

解在分形体形成过程中局域条件的作用, 人们提出了多重分形^[8, 10-12], 也称为分形测度, 它所讨论的主要是某个参量的概率分布。它用谱函数来描述分形体不同层次的生长特征, 从局部出发研究其最终的整体特征。由于人体解剖结构的复杂性、组织器官形状的不规则性及不同个体间的差异性, 所以比较适合用多重分形来分析。

1 多重分形算法

设 (\bar{X}, μ) 是一个测度空间, (\bar{X}, μ) 是被分成尺度为 δ 的单元; μ_α 与 δ 之间存在下列幂律关系: $\mu_\alpha \sim \delta^\alpha$; 则称为霍尔德指数(Hölder)。

$$\alpha = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln \mu_\alpha}{\ln \delta} \quad (1)$$

霍尔德指数又称作奇异性指数, 它控制着概率密度的奇异性。

对于概率密度为 μ_α 的分形子集的任意可列 δ -覆盖 $\{U_j\}_{j=1}^N$ 定义

$$H_\delta^r(x_\alpha, \mu_\alpha) = \inf \left\{ \sum_{j=1}^N (\text{diam } U_j)^r : \{U_j\}_{j=1}^N \right.$$

为 \bar{X}_α 的 δ -覆盖

则 $(\bar{X}_\alpha, \mu_\alpha)$ 的 r -维豪斯道夫(Hausdorff)测度定义为

$$H^r(\bar{X}_\alpha, \mu_\alpha) = \lim_{\delta \rightarrow 0} H_\delta^r(x_\alpha, \mu_\alpha) \quad (2)$$

若存在临界指数 $f(\alpha)$, 使得当 $r > f(\alpha)$ 时 $H^r(\bar{X}_\alpha, \mu_\alpha) = 0$; 当 $r < f(\alpha)$ 时 $H^r(\bar{X}_\alpha, \mu_\alpha) = \infty$, 当 $r = f(\alpha)$ 时 $0 < H^r(\bar{X}_\alpha, \mu_\alpha) < \infty$ 则称 $f(\alpha)$ 为多重分形的奇异谱。

可见 $f_h(\alpha)$ 是分形子集 \bar{X}_α 的豪斯道夫(Hausdorff)维数^[13]。当 $\alpha < \bigcup_{j=1}^{\infty} U_j$, $0 < \text{diam}(U_j) \leq \delta, j \in N$ 时,

$$\begin{aligned} f_h(\alpha) &= \inf \left\{ r : \lim_{\delta \rightarrow 0} \sum_{j=1}^{\infty} (\text{diam } U_j)^r = 0 \right\} \\ &= \sup \left\{ r : \lim_{\delta \rightarrow 0} \sum_{j=1}^{\infty} (\text{diam } U_j)^r = \infty \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

设 $\{U_j\}$ 是尺度为 δ 的盒子, $N(\alpha)$ 是在 $[\alpha, \alpha + d\alpha]$ 内概率测度为 μ_α 的单元个数。由于 $H_\delta^r(x_\alpha, \mu_\alpha) = N(\alpha) \delta^r$ 因此当 $N(\alpha) \sim \delta^{-f(\alpha)}$ 时 $H_\delta^r(x_\alpha, \mu_\alpha)$ 有限, 故得

$$f_g(\alpha) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln N(\alpha)}{\ln(1/\delta)} \quad (4)$$

式(4)为多重分形的另一种表现形式——大偏差谱 $f_g(\alpha)$ 。

或者把研究的对象分为 N 个小区域, 设第 i 个小区域线度大小为 L_i , 分形体生长界面在该小区域的生长概率为 P_i , 不同小区域生长概率不同, 可用不同标度指数 α_i 来表征。

$$P_i = L_i^{\alpha_i} \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (5)$$

若线度 L_i 趋于零, 则(5)式可写为:

$$\alpha = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\ln P_i}{\ln L_i} \quad (6)$$

把(6)式两边各自乘 q 次方并取和得

$$\sum_{i=1}^N P_i^q = \sum_{i=1}^N (L_i)^{\alpha_i q} = \bar{X}(q) \quad (7)$$

q 次信息维 D_q 的定义为

$$D_q = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{1}{q-1} \cdot \frac{\ln \bar{X}(q)}{\ln L} = D(q) \quad (8)$$

q 和 D_q 就是描述多重分形的另一套参量, 这两套参量间的联系为Legendre变换

$$D_q = \frac{1}{q-1} [q\alpha - f_1(\alpha)] \quad (9)$$

或

$$f_1(\alpha) = q\alpha - \tau(q) \quad (10)$$

其中 $\tau(q) = (q-1)D_q$ 。

由式(12)知, 若已知 α 及其谱 $f_1(\alpha)$, 则可求出 D_q 。由式(7)与式(8)可见, 若测得 P_i 也可求得 D_q 。若求得 D_q , 则 α 可由下式求出

$$\alpha(q) = \frac{d}{dq} \tau(q) = \frac{d}{dq} [(q-1)D_q] \quad (11)$$

再由式(10)可求出 $f_1(\alpha)$ 。 $f_1(\alpha)$ 为 α 的Legendre频谱^[14]。

一般情况下, $f_h(\alpha) \leq f(\alpha)$, $f_g(\alpha) \leq f(\alpha)$ ^[15], 为了计算方便, 假设 $f_h(\alpha) = f(\alpha) = f_g(\alpha)$ 。

2 基于多重分形谱的图像分割

2.1 基于容量测度的多重分形谱计算

在这一方法中本文采用 $f_g(\alpha)$ 来测量 $f(\alpha)$ 。步骤如下:

若该测度空间为一幅待处理的二维图像, 则先以每个像素点为中心取 $\delta \times \delta$ 的方形单元, 单元测度 μ_α 可以用以下几种容量测度来确定^[16]。设

Ω 为一个区域, $l(x, y)$ 表示点 (x, y) 的灰度, 则

$$\mu_{\max}(\Omega) = \max(l(x, y)) \quad (12)$$

$$\mu_{\min}(\Omega) = \min(l(x, y)) \quad (13)$$

$$\mu_{\text{sum}}(\Omega) = \text{sum}(l(x, y)) \quad (14)$$

式中 $(x, y) \in \Omega$ 。不同的容量测度, 各自有不同的特点, 所以在对原始图像进行处理时, 选择最佳的容量测度是非常重要的。

然后, 计算取不同 δ 时适应 $\log(\mu^\delta(x, y))$ 与 $\log \delta$ 两组数的回归线斜率, 即 α , 计算完所有像素点的 α 值后, 就可以得到一幅 α 图像, α 图像只是局部的对比, 与图像全局的灰度级无关。

同样, 在 δ 取不同值时, 把前面得到的 α 集分成 N 段, 用盒维^[13]的方法, 计算在 $[\alpha, \alpha + d\alpha]$ 内概率测度为 $\mu\alpha$ 的单元个数 $N(\alpha)$, 根据(4)式 $f(\alpha)$ 也可用 $\log N(\alpha)$ 与 $\log \delta$ 的回归线斜率来计算得出。把 δ 图中的所有像素的 δ 值映射成 $f(\alpha)$, 即可得到 $f(\alpha)$ 图。 $f(\alpha)$ 可以看作是 α 的谱函数, 代表 α 的发生概率, 可以表示全局特性。

$f(\alpha)$ 等于边缘线的集合的维数。平滑边缘的维数接近于1。如果维数近似于2, 说明包含太多的边缘点, 那么就可以认为是纹理区域。实际计算中可以取维数为1到2之间的值作为阈值 T , 当 $1.0 < f(\alpha) < T$ 的点作为奇异边缘点, 平滑边缘点和奇异边缘点共同组成图像的边缘信息。然后将频谱的值落于1到 T 之间的点提取出来, 就可得到原图像的多重分形边缘检测图像。

2.2 基于概率测度的多重分形谱计算 在这一类中最常用的是Chaudhuri和Sarker^[17]提出的基于差分盒计数法的估计算法, 本文采用改进型相关微分盒维算法对图像进行处理^[18]。

在图像中选取大小为 $M \times M$ 窗口, 以窗口为小图像, 又分割成 $\delta \times \delta$ 的盒子, 计算每个盒子像素值的最大值和最小值之差, 记为 $m(i, j)$

$$m(i, j) = I_{\max}(i, j) - I_{\min}(i, j) \quad (15)$$

$$Nr = K \times m(i, j) / \delta \quad (16)$$

式中 K 表示修正系数, $K = M/G$, G 是在 $M \times M$ 窗口中的最大像素值。

则定义归一化概率为:

$$P_i = \frac{m(i, j)}{\sum_{i, j} m(i, j)} \quad (17)$$

再由(7), (8)式即可得到信息维 Dq 和多重分形指数 $\tau(q)$, 滑动所有窗口, 可以得到每个像素的多重分形指数, 构成一幅反映纹理属性特征的图像。再由式(10)和

(11)即可求出 α 和 $f(\alpha)$ 。

3 实验分析

本文对于待处理图片分别进行传统的区域生长分割, \max 容量测度图像分割, sum 容量测度图像分割, 概率测度图像分割等4种分割, 并加入噪声后再进行同样的分割处理作为比较。

图1为原图与加入高斯白噪声的图像; 图2是基于传统的区域生长法分割的图像, 由于医学图像的复杂性, 从图像中可以看出该方法在显示细节方面不太理想; 图3, 4分别是基于 \max 容量测度与 sum 容量测度的分割结果, 其中第1个图是 α 图, 第2个图是 $f(\alpha)$ 图, 第3, 第4个是分别取不同阈值时的分割图, 第5个图是加入噪声后再进行分割的图; 图5是基于概率测度的图像分割, 其中第1个图是 $\tau(q)$ 图, 第2个图是取适当阈值时的分割图, 第3个是加入噪声后再进行分割的图。

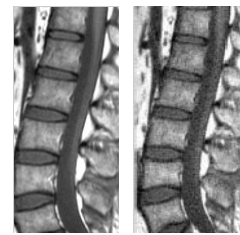


Figure 1 Original image
图1 原图



Figure 2 Segmentation of image based on traditional region growing
图2 基于传统的区域生长方法的图像分割



Figure 3 Segmentation of image based on estimating the max capacity
图3 基于 \max 容量测度的图像分割

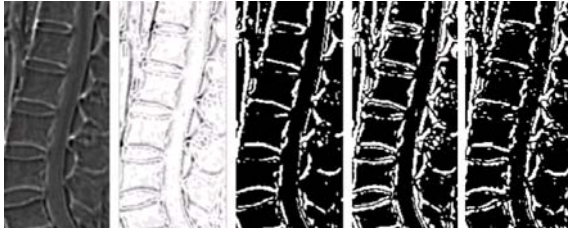


Figure 4 Segmentation of image based on estimating the sum capacity
图 4 基于 sum 容量测度的图像分割

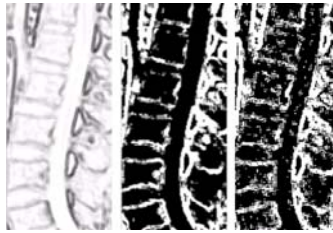


Figure 5 Segmentation of image based on estimating probability
图 5 基于概率测度的图像分割

从图中可以看得出基于max容量测度与sum容量测度时对噪声的抑制能力比较好,同时max测度的分割轮廓比较清晰,边沿连续,区域性明显;而基于概率测度的方法对噪声比较敏感,但是在滤过噪声时对图像像素大小变化比较大、比较复杂的图像有较好的分割效果。基于区域生长的方法在复杂的医学图像分割时容易丢失细节,而根据本文所述的算法分割的图像在显示细节方面较为优秀,可以在复杂的图像也有较好的分割能力。通常情况下,选择不同的测度对分割结果是不同的,每一种测度有各自的特点。因此,对于原始图像,选择合适的测度是医学图像处理的一个关键所在。

4 结论

本文采用的两种基于多重分形谱的计算法中,第一种方法的关键是定义合适的测度 μ_a ;第二种方法的关键是定义合适的归一化概率 P_i ,不同的测度(概率)和不同的阈值对结果的影像比较大。实验表明基于多重分形谱的医学图像分割方法在选择合适的测度(概率)和阈值时是可行的,特别是在较为复杂的图像处理中对于纹理和边缘的区别上有较大的优势,在准确地分割的同时能保留更多的细节。同时,多重分形也可以作为一种图像的特征,为特征提取多提供一种有力的数据。今后,基于多重分形的图像分割算法可以与遗传算法、神经网络、蚁群算法等其他优化算法结合起来,能够提高精确度,做到在复杂背景下把目标分割出来,为医学诊断起到积极的作用。

5 参考文献

- [1] Lü JG,Meng FM,Zhou MF,et al. Dongneng Cailiao.2008; 39(8): 1352-1254.
吕建国,孟凡明,周明飞,等. TiO2薄膜原子力显微镜图像多重分形谱的二次函数拟合[J].动能材料, 2008,39(8):1352-1354.
- [2] Liu YY,Luo XS,Chen QB,et al.Jisuanji Gongcheng yu Yingyong. 2008;44(28):190-192.
刘元永,罗晓曙,陈全斌,等.多重分形谱在叶片图像处理中的应用[J].计算机工程与应用, 2008,44(28):190-192.
- [3] Xia ZW,Zhao J,Pu XQ,et al. Jisuanji Gongcheng yu Yingyong. 2009; 45(27):191-192,227.
夏政伟,赵健,蒲小勤,等.多重分形应用于图像局部分割的研究[J].计算机工程与应用, 2009,45(27): 191-192,227.
- [4] Han SX,Qi DW,Yu L.Senlin Gongcheng.2007;23(5):15-18.
韩书霞,戚大伟,于雷.基于多重分形理论的原木CT腐朽图像分析与处理[J].森林工程, 2007,23(5):15-18.
- [5] Zhang HL,Song JS,Zhang XW.Dianguang yu Kongzhi.2007;14(5): 86-88,101.
张红蕾,宋建社,张宏伟.一种基于多重分形的SAR图像边缘检测方法[J].电光与控制,2007,14(5):86-88,101.
- [6] Cai ZY,Yu JG,Wang YY,et al.Zhongguo Shengwu Yixue Gongcheng Xuebao.2009;28(3):356-361.
蔡哲元,余建国,汪源源,等.基于M带小波变换多重分形的胰腺内镜超声图像分类[J].中国生物医学工程学报,2009,28(3):356-361.
- [7] Li HF,Xu RP,Pang WJ.Jisuanji Yingyong.2005;25(12):2840-2842.
李会方,徐瑞萍,庞文俊.基于相对多重分形谱的感兴趣区域图像压缩[J].计算机应用,2005,25(12):2840-2842.
- [8] Riedi R. Introduction to multifractals. Rice University, 1997.
- [9] Martinez P, Schertzer D, and Pham KK. Texture modelisation by multifractal processes for SAR image segmentation. IEE conference of Radar 97, Edinburgh, UK. 1997;14-16(449): 135-139.
- [10] Wang G,Xiao L,He AZ.Jiguang Jishu.2007;31(6):642-645.
王刚,肖亮,贺安之.改进的多重分形图像奇异性分析算法[J].激光技术,2007,31(6):642-645.
- [11] Jiang AP,Yang YH,Yang XQ.Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao. 2007;12(10):1889-1892.
蒋爱平,杨悦华,杨兴全.基于多重加权法的多重分形图像分割研究[J].中国图像图形学报,2007,12(10):1889-1892.
- [12] Xia Y,Zhao RC. Jisuanji Yingyong.2006;26(9):2071-2073.
夏勇,赵荣椿.基于形态学多重分形的遥感图像多尺度分割[J].计算机应用,2006,26(9):2071-2073.
- [13] Xie HP,Xue XQ.Beijing:Science Press.1997:89-90,95-96.
谢和平,薛秀谦.分形应用中的数学基础与方法[M].北京:科学出版社,1997:89-90,95-96.
- [14] Sheng ZH,Ma JH. Beijing:Science Press.2001:204-206.
盛昭瀚,马军海.非线性动力系统分析引论[M].北京:科学出版社,2001:204-206.
- [15] Li XW,Sun H,Guan B,et al.Wuhan Daxue Xuebao:Lixueban. 2002; 48(1):94-99.
李小玮,孙洪,管鲍,等.合成孔径雷达图像统计滤波降噪方法[J].武汉大学学报:理学版, 2002,48(1):94-99.
- [16] Zhang Y.Hunan:Hunan Daxue.2008.
张莹.多重分形医学图像分割算法及其应用研究[D].湖南:湖南大学,2008.
- [17] Chaudhuri BB, Sarkar N. Texture segmentation using fractal dimension. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1995;17(1):72-77.
- [18] Du G, Yeo TS. A novel multifractal estimation method and its application to remote image segmentation. IEEE Trans on Geosci Remote. 2002;40(4):980-982.

来自本文课题的更多信息--

课题的意义:采用几种不同的方法计算多重分形谱,并比较在普通情况和有噪声的情况下各个方法的分割结果,提出了每种方法的适用情况。由于医学图像的复杂性和不规则性,医学图像分割一直都是难点,本文方法相比传统方法在复杂图像处理上有较大优势,能准确分割的同时保留细节。

设计或课题的偏倚与不足:由于只以多重分形谱为依据分割,分割时边缘并不是非常光滑,日后可以与神经网络,遗传算法等优化算法结合,相信能够再次提高精确度。

提供临床借鉴的价值:医学图像分割一直都是难点,本方法为医学图像分割提出了新的路径,由于本方法在边缘及纹理的区分上有较大的优势,特别是在复杂图像处理上比传统的方法有较大优势,因此非常适合应用到医学图像处理中。