

文章编号: 1673- 0062(2010) 01- 0056- 03

基于分维特征的肝脏 CT 图像识别

陈灵娜¹, 李丽华¹, 肖建田¹, 陈俊熹²

(1. 南华大学 计算机科学与技术学院, 湖南 衡阳 421001; 2. 南华大学 附属南华医院, 湖南 衡阳 421001)

摘 要: 目前分形理论已被广泛应用于医学图像识别. 本文利用了改进的差分盒计数法对肝脏 CT 图像进行了分形维数的分析, 表征了肝脏图像的纹理特征, 则可识别医学图像肿瘤信息. 医学图像识别的结果可以直观的方式显示给临床医生, 从而辅助医生提高医疗诊断的准确性和科学性.

关键词: 图像识别; 分形维数; 纹理特征

中图分类号: TP751. 1 **文献标识码:** B

Liver CT Image Recognition Based on Fractal Dimension Feature

CHEN Ling-na¹, LIL i-hua¹, XIAO Jian-tian¹, CHEN Jun-xi²

(1. School of Computer Science and Technology, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China

2. A ffiliated Nanhua Hospital, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China)

Abstract At present, fractal theory is widely applied in medical image recognition. In this paper, by using the differential box counting, we analyze the fractal dimension of liver CT images, depicts the texture characteristics of the medical image, so medical image tumors information can be recognized. The medical image recognition results will be shown to the clinician in intuitive way, thus the accuracy and scientificity of medical diagnosis will be improved.

Key words image recognition; fractal dimension; texture feature

0 前言

图像识别^[1]是图像理解的重要组成部分, 同时也是图像处理中最困难的问题之一. 所谓图像识别就是根据图像的主要特征来识别图像所表达的意义, 也就是根据图像的特征纹理^[2]和记忆中

的存储信息, 对当前图像进行比较, 最后将图像识别出来. CT 医学图像不仅为医生提供人体器官的直观图像以作病理诊断, 而且能够发现细微的疾病症状. 随着可视化技术的不断发展, 现代医学已越来越离不开医学图像的信息, 医学图像在临床诊断、教学科研等方面有着非常重要的作用. 基于

收稿日期: 2009- 12- 25

基金项目: 衡阳市科技计划基金资助项目 (2008KJ010)

作者简介: 陈灵娜 (1977-), 女, 湖南衡阳人, 计算机科学与技术学院讲师, 博士研究生. 主要研究方向: 医学图像处理及电子器件设计.

分形理论^[3-6]的医学图像处理方法, 在国外已引起了许多学者的高度重视, 利用图像的多尺度分形特征作为分割特征参数, 可实现各种自然纹理特征的分割. 本文就是基于图像纹理的自相似性, 利用差分盒计数方法^[7-9]计算肝 CT 医学图像分维特征, 根据分维特征的差异来识别图像的肿瘤信息.

1 改进的差分盒计数法

CT 诊断技术所依据的原理就是像素点上的灰度值大小取决于相应的肝脏组织对射线的吸收程度, 当组织中的某些部位发生病变时, 其相应的组织对射线的吸收程度将会发生相应的变化. 由于肝脏 CT 图像灰度表面的纹理特征主要体现在它的灰度值大小和方向性上, 所以它在一定范围内具有某种标度变化下的不变性. 也就是所谓的“无标度性”, 即属于“分形体”. 为使分形维数能准确地表达出肝脏 CT 图像灰度表面纹理特征, 本文提出了一种适用而准确的分形维数计算方法即差分盒计数法, 对正常肝脏组织和肿瘤软组织的灰度图像进行了相关的分形维数计算.

N. sarker^[10]等人提出的差分盒子计数法 (differential box- counting method) 计算分维具有很大的动态范围, 已经被很多学者所采用. 其方法如下:

假设图像具有 $m \times m$ 的像素, 把它的尺度缩小为 $s \times s (m/2 \geq s > 1, s$ 是整数). 这样比例因子为 $r = s/m$. 如果一个三维图像它的 (x, y) 表示二维图像的像素位置, 第三维表示灰度值. (x, y) 空间分割为 $s \times s$ 的小块, 灰度值也作相应比例的缩小分割. 这样一来每个盒子的体积为 $s \times s \times s$ 其中 s 满足下式:

$$[G/s] = [m/s]$$

(1)

G 为总的灰度级数. 设第 (i, j) 区域中最小与最大灰度级分别落在第 k 和第 l 个盒子, 这样覆盖第 (i, j) 区域所需的盒子数为:

$$n_r(i, j) = l - k + 1$$

(2)

这样覆盖整个目标物体所需的盒子数为:

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j)$$

(3)

由此可以估计图像的分形维数. 当然需计算不同 r (即不同的 s) 下的 N_r . 最后用 $\log(N)$ 和 $\log(1/r)$ 的图最小平方线性拟合曲线的斜率得到分数维数 D 的估计.

则图像的分形维数 D 由下式给出:

$$D = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\log(N_r)}{\log \frac{1}{r}}$$

(4)

Stephane Buezkowski 等研究了 r 的各种取法对分维数估计的影响, 提出一种改进的算法, 即用 $\log(Nr)$ 和 $\log(1/r)$ 的均方斜率来计算分形维数, 但计算量还是很大.

为了更进一步提高了计算速度, 将尺度 s 的改为 $s = 2^i, i$ 是整数, $(2 \leq s \leq m/2)$. 由于计算的点在横坐标上是等间隔的, 则有利于拟合.

2 肝脏 CT 图像识别的具体实现

肝脏 CT 图像识别系统的主要功能是对特定肝脏 CT 图像进行识别, 识别肿瘤信息. 该系统分为三个步骤来实现: 首先对特定的图像进行解析, 在读取肝脏 CT 图像的每一个灰度值后进行中值滤波. 然后对滤波后的图像进行分维特征的分析, 得到分形维数. 最后根据得到的分形维数来判断是否该图像是否肿瘤细胞的图像, 流程图如图 1 所示.

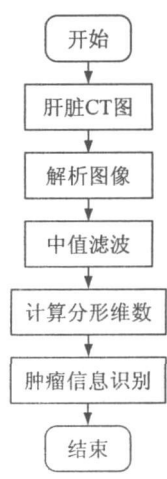


图 1 肝脏 CT 图像识别流程图
Fig 1 Flow diagram of liver CT image recognition

3 实验结果与结论

为了验证该文算法的效果, 对肝脏 CT 图像 (图 2) 进行定量分析. 图 2 中 (a) 图代表正常肝脏细胞组织, 它的分形维数为 2.656180. 图 2 中 (b) 图代表肝左叶结节型细胞癌, 它的分形维数为 2.703537. 分形维数是图像物质稳定的表示量, 可以用来描述图像表面的粗糙程度. 目前对分形维数的计算方法很多, 如基于灰度差值法、差分盒计数法、分形布朗运动自相似模型的算法、基于小波分解的分维法、功率谱方法、地毯覆盖法、网状的单元计数法和概率估计方法等等, 但这些方法都有各自的优缺点. 相对比较而言, 本文改进的差分盒计数方法是比较好的, 不仅部分解决了分形维数动态范围的覆盖问题, 还提高了计算速度.

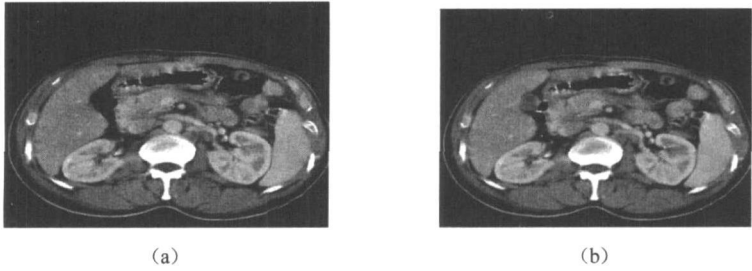


图 2 肝脏 CT 图像
Fig 2 Liver CT in age

通过计算分形维数可以得到这些结论:

- 1) 正常肝脏软组织的分形维数大概在 2.65 而肿瘤细胞的分形维数在 2.7 以上;
- 2) 同一脏器软组织的分形维数值和它们所处的位置无关, 而只和组织所表现出来的性质有关, 即是正常组织还是肿瘤组织;
- 3) 从分维数大小可以很直观的反映出组织的一些特性值, 组织的分维数在某种意义上代表了组织的纹理特征. 实验结果表明分形维数能体现分维特征, 分维特征可以很好的反映出肝脏 CT 图像的纹理特征, 病变组织的分形维数高于正常组织的分形维数, 所以对肝脏 CT 图形进行诊断时, 可以把图像的分形维数数值做为区分正常组织与病变组织的参考值. 将来的工作是对识别的结果图像肿瘤组织进行纹理分割, 能更好的应用于医学临床指导.

参考文献:

[1] Neil G, Curtis K M. Shape recognition using fractal dimension[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(12): 1957- 1969
[2] Wu G, Liang D, Tian Y. Texture image segmentation

using fractal dimension[J]. Chinese Journal of Computers, 1999, 22(10): 1109- 1113
[3] 舒林梅, 钟春香. 图像分维数特征提取算法及分析[J]. 华中理工大学学报, 1994, 22(5): 77- 80
[4] 钟春香, 舒林梅. 基于图像分维特征的分割算法及分析[J]. 计算机数字工程, 1994, 22(1): 41- 43
[5] 曾发龙, 王思贤, 李飞鹏, 等. 分形维数特征量对病变组织的超声定位[J]. 中国图像图形学报, 1999, 4(8): 673- 676
[6] 宋寿鹏, 阙沛文. 基于归一化尺度计盒维数的超声波分形特征研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2006, 14(1): 121- 128
[7] Sarker I N, Chaudhuri B B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image[J]. IEEE Trans on Syst, Man and Cybernetic, 1994, 24(1): 115- 120
[8] 蒋 勇. 基于分形维数的肺部软组织 CT 图像的纹理特征研究[J]. 中国医学装备, 2004, 1(3): 28- 31.
[9] 陈真诚, 周兆英, 赵于前, 等. 人体肝脏组织 CT 图像的分维特征研究[J]. 航天医学与医学工程, 2005, 18(3): 206- 210.
[10] Sarker N, Chaudhuri B B. An efficient approach to estimate fractal dimension of texture image[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(9): 1035- 1041.

(上接第 38 页)

表 1 的数据也表明了在不同参数下投资者的停止决策临界值及停止决策的最大期望节约付出. 如当房价波动率为 10%, 期望增长率为 1%, 无风险利率为 2%, 融资利率为 6%, 拥有房产而产生的每年平均支出为 0.2 万元, 年租金为 2 万元和初始房价为 30 万元时, 投资者应立即做出停止决策 (购买住房), 这样比起终身租房可少支付 23.05 万元. 而当房价波动率为 10%、期望增长率为 5%, 无风险利率为 1% 融资利率为 5%, 拥有房产而产生的每年平均支出为 0.2 万, 年租金为 3 万元和初始房价为 30 万元时, 投资者等到房价跌至 28.47 万元是做出停止决策, 这样比起终身

租房可少支付 198.8 万元. 因此, 通过此模型可以帮助投资者做出投资决策.

参考文献:

[1] 蔡晓钰, 陈 忠, 蔡晓东, 等. 个人房产投资的相机策略及其可达性: 一个最优停时分析框架[J]. 数量经济技术经济研究, 2005, 88- 96
[2] 蔡晓钰, 陈 忠, 韩丽川, 等. 个人房地产购置时机选择的最优停时分析[J]. 系统工程, 2005, 23(1): 28- 32
[3] Gotō Tabata M T, Ono T. An asymmetric option game in a duopolistic real estate market[J]. 日本经营工学会论文志, 2005, 56, 1- 11.