

一种基于多尺度局部分形维轮廓不规则特征提取算法^①

A Method of Contour Irregularity Extraction Based on Multi-Scale Local Fractals

郭安哲 马 莉 (杭州电子科技大学 浙江 杭州 310018)

和瑞勇 (黄河水利科学研究院 河南 郑州 450003)

毛俊勇 王文峰 (杭州电子科技大学 浙江 杭州 310018)

摘 要: 黑色素瘤的早期鉴别是计算机辅助诊断研究的热点之一,其中轮廓结构不规则性是黑色素瘤早期诊断的重要特征。提取黑色素瘤轮廓不规则特征值的传统方法为全局分形维。由于此方法仅描述了黑色素瘤轮廓粗糙度的整体特征,且没有剔除轮廓的纹理不规则性,鉴别正确率不高。本文提出了利用多尺度高斯滤波去除轮廓纹理不规则部分,定义了具有重要诊断意义的结构不规则性度量,并在不同尺度下提出了新的基于局部分形维分布的轮廓不规则性特征。试验表明本文提取的特征较全局分形维和基于轮廓空间不规则性度量的方法在多层次上具有显著的不规则性信息,提高了基于轮廓不规则性鉴别黑色素瘤的能力。

关键字: 黑色素瘤 多尺度滤波 局部分形维 结构不规则性

1 引言

黑色素瘤又称为恶性黑色素瘤,是一种能产生黑色素的高度恶性肿瘤,多见于 30 岁以上成人,可发生在人体的任何部位。黑色素瘤是对人体危害最大的恶性肿瘤,具有转移时间早、不容易鉴别的特点,一直是医学界难以早期诊断的主要原因。在临床诊断黑色素瘤中,依据黑色素瘤的表面特性,皮肤科医生总结出四条判别规则——ABCD rule, A (Asymmetry) 不对称性; B (Border) 轮廓不规则性; C (Color) 颜色(黑色素瘤病变组织有很多色调,颜色深浅突变明显); D (Diameter) 指瘤体直径。本文主要是针对 B 规则对轮廓不规则性(图 1)进行分析,提取与黑色素瘤诊断意义相关的特征。

在黑色素瘤诊断中,轮廓不规则性是最重要的一个临床判别标准。随着数字图像在医学诊断中的应用,

很多专家学者把数字图像处理技术应用在黑色素瘤检测中,并取得了一定成果。1993 年, Vincent and Andrew 使用全局分形维方法对黑色素瘤外轮廓不规则性进行分析^[1],由于视觉上差异较大的目标轮廓的全局分形维值差异较小,弱化了其分类能力。Sachin V. Patwardhan, Atam P. Dhawan 和 Patricia A. Relue 使用树形结构小波变换对黑色素瘤轮廓进行分类,此方法复杂度很高,提取的特征表达区分能力不够强,判断误差较大^[2]。Aribisala, Benjamin S. 和 Claridge, Ela 使用条件熵的方法分析皮肤肿瘤轮廓,本方法提出了一种描述轮廓不规则性的特征,区分能力没有提高^[3]。

黑色素瘤的轮廓不规则性^[4]包含结构不规则和纹理不规则,并且黑色素瘤轮廓的结构不规则性具有重要诊断意义。由于皮肤肿瘤轮廓中混有纹理不规则性,

① 基金项目:国家自然科学基金(60775016);浙江省自然科学基金(Y106185)

收稿时间:2008-08-25



图 1 黑色素瘤轮廓不规则性

剔除纹理不规则性能增加鉴别良恶性的准确率。多尺度高斯滤波能够去除轮廓纹理不规则性,本文通过多尺度高斯滤波基础上计算轮廓的局部分形维分布来表现轮廓的不规则程度。局部分形维分布在多尺度变换下能突显不规则轮廓特征,抗噪能力比全局分形维,条件熵等方法强。

文章的第一部分是对整体黑色素瘤检测的概述;第二部分是对核心算法的介绍;第三部分是特征值提取算法的描述;第四部分是对试验结果的分析。

2 多尺度局部分形维原理

多尺度局部分形维包含两个概念:多尺度滤波和局部分形维。下面分别对这两个概念进行说明。

2.1 局部分形维

分形一词是由 Mandelbrot 在 1975 最先引入的,意为破碎的、不规则的,分形定义为整体与局部在某种意义下的对称性或自相似性的集合,但这些定义都不够全面和精确。事实上,目前对分形还没有一个严格的数学定义,只能给出一般描述性的定义,把分形看成是具有某些性质的集合。一般地,称 F 集是分形,即认为它具有下述典型的性质:

- (1) F 具有精细的结构,即有任意小比例的细节。
- (2) F 是不规则的,以至于不能用传统的几何语言来描述。
- (3) F 通常有某种自相似的形式,可能是近似的或统计的。
- (4) 在大多数情况下, F 可以以非常简单的方法确定。

分形维计算模型很多,常见的有 Hausdorff 维、盒维数(box dimension)、 q -维等。其中盒维数由于易于数学计算和实验测量而被普遍使用。然而传统的分形维是对整个目标轮廓计算分形维值,对黑色素瘤轮廓不规则性不能很好地进行描述。本文提出了一种局部分形维计算方法,这种方法是通过传统的盒维数算法改进,获得目标轮廓点处的局部分形维,进而描述轮廓点的粗糙程度。

传统的盒维数计算定义如下设 F 为 R_n 上的某个非空的有界子集,把 R_n 划分成由 δ (δ 为大于 0 的任意整数)长度的小子集组成, $N(F, \delta)$ 为直径不超过 δ 时,可用来覆盖 F 集的最少 δ 长度子集个数。

$$\dim_B F = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln N(F, \delta)}{\ln(1/\delta)} \quad (1)$$

对于二维平面上的集合,对它的盒维数的计算可以这样进行:逐渐增大 δ , 分别计算出相应的 $N(F, \delta)$ 的值,就可以得到一组 $\ln(1/\delta)$, $\ln N(F, \delta)$ 的数据,再利用最小均方差求出 $\ln(1/\delta) \sim \ln N(F, \delta)$ 的斜率,该斜率即为所求的盒维数 D 。

局部分形针对目标轮廓(图 2)上每个像素点 a (图 3),以 a 为中心选取一系列具有不同边长的网格,计算不同尺度下方格里面包含轮廓点的数目,再利用最小均方差求出 $\log(1/\delta) \sim \log$ 的斜率即为该点的局部分形维值(尺度变化不易选太大,能包含像素点周围信息即可)。轮廓上某点的局部分形维与其邻域相关,是多个尺度网格下统计拟合的结果,具有自然的抗噪能力。局部分形维度量了目标轮廓的粗糙程度的分布,即轮廓点的粗糙程度与空间位置之间的关系;其值越小,表示该点比较平滑,反之,该点轮廓的曲率有较大变化。轮廓局部分形维信息能很好的表现轮廓上粗糙程度的变化,便于提取不规则性有关的特征。

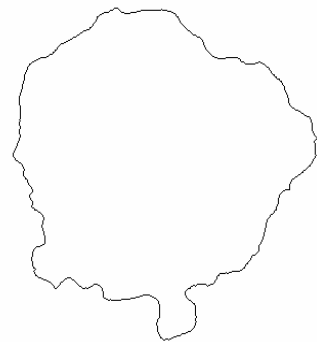


图 2 黑色素瘤轮廓图

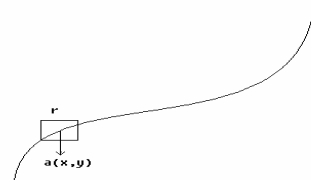


图 3 黑色素瘤某一段轮廓线

局部分形维对轮廓规则和不规则程度度量很敏感，通过对比良性和恶性黑色素瘤局部分形维在极坐标下的分布情况，很容易区分良恶性。恶性黑色素瘤局部分形维值波动很大，而且幅度比良性的局部分形维值普遍偏大（图 4），良性黑痣几乎没有波动，幅度均值较恶性局部分形维均值减小（图 5）。除此之外，本方法计算的局部分形维在图像尺度变换、旋转和平移中，对应点的局部分形维分布没有变化。

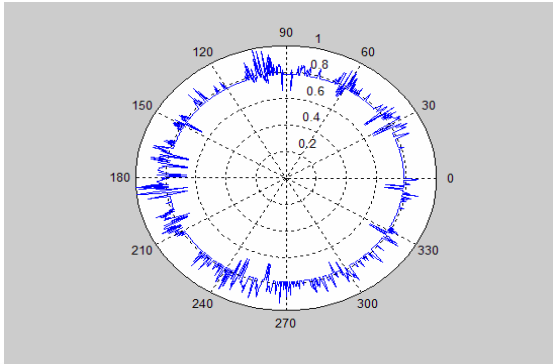


图 4 恶性黑色素瘤极坐标分布图

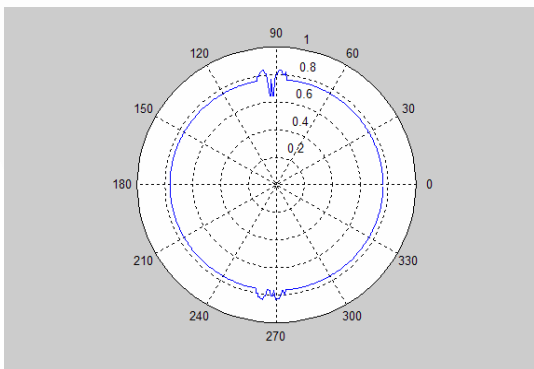


图 5 良性黑痣极坐标分布图

2.2 多尺度局部分形维

恶性黑色素瘤的轮廓不规则特征主要体现在结构不规则上。结构不规则性表现为轮廓上的较大的凹凸起伏变化，在频域中表现为低频分量；而纹理不规则为轮廓上细小的波动，反映到频域中表现为高频特征比较丰富。在初始轮廓上，具有混合的纹理不规则和结构不规则性。随着轮廓分辨率的下降，轮廓的纹理不规则将逐渐消失，保留下结构的不规则性。

在本文中，我们利用轮廓与高斯滤波器卷积得到一系列不同尺度的轮廓图像。高斯函数如下：

$$F(x) = ae^{-(x-b)^2/\delta^2} \tag{2}$$

高斯函数中的高斯标准差的大小影响对轮廓高频部分抑制程度，因此高斯滤波可以很好地去除轮廓的纹理不规则。在不同尺度下提取轮廓的局部分形维分布，以及在此基础上的特征提取，可以区分良性、恶性肿瘤的轮廓特征。选择初始高斯标准差 $\delta = 1$ ，不断增加高斯标准差，得到较粗尺度下的轮廓。恶性黑色素瘤轮廓的局部分形维分布在不同尺度下变化比较大，而良性轮廓特征变化较少。恶性黑色素瘤不规则轮廓(图 6)在标准差变大时轮廓仅保留结构特征，纹理不规则已经消失(图 7)。本文研究在不同尺度下局部分形维的分布，及其所提取的轮廓不规则特征。

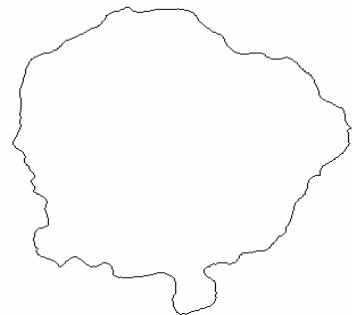


图 6 原始黑色素瘤轮廓

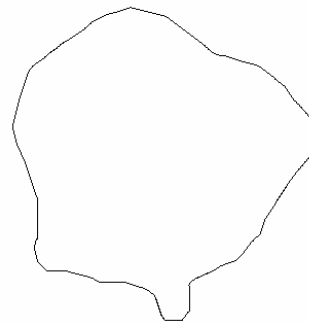


图 7 经过多次滤波后的轮廓

3 提取不规则轮廓特征

轮廓特征选择的准则是能够显著地区分黑色素瘤良恶性的轮廓特征。在以往的研究中，对于轮廓不规则性的研究中只提取了轮廓整体的不规则性，对于局部的不规则性研究很少。许多直接基于几何轮廓的特征（例如径向平均距离与方差）虽然可以表征轮廓的不规则性，但微小的轮廓变化可能引起特征参数的较大变化。局部分形维不仅与视觉上轮廓的粗糙性直接相关，而且具有抗噪性。本文将根据多尺度局部分形

维分布, 提取新的轮廓不规则性的度量: 基于多尺度局部分形维的统计特征和固定尺度下的轮廓结构不规则性度量。

3.1 多尺度下统计特征提取

通过每一次高斯滤波之后, 得到不同尺度下的肿瘤的外轮廓; 进而计算轮廓的局部分形维分布。由于局部分形维分布含有丰富的轮廓不规则性的信息(见图 6), 根据试验分析, 我们选择了能够较好反映轮廓不规则性的局部分形维分布的统计特征: 最大值, 最小值和均值。在不同的尺度下, 恶性黑色素瘤轮廓的局部分形维分布的最大值和均值会逐渐减少, 最小值变化较少; 而良性肿瘤轮廓特征值几乎不变, 这是由于其轮廓光滑、且不存在结构的不规则性。

3.2 不规则度计数

不规则度计数设定一个局部分形维阈值(一般为良性肿瘤的局部分形维的最大值), 大于这个阈值的局部分形维值, 我们认为是不规则点所对应的局部分形维值, 最后计算有多少个大于阈值的轮廓点个数。

$$S = \sum_{i=1}^N \delta(D(i)) \quad (3)$$

$$\delta(D(i)) = \begin{cases} 1, & D(i) - r > 0 \\ 0, & D(i) - r \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $D(i)$ 为局部分形维值, r 为选定阈值, N 为轮廓点总个数, S 为大于阈值点的个数。不规则轮廓通过滤波, 不规则点会越来越, 规则轮廓的不规则度计数值趋近零。

3.3 结构不规则性度量

通过对不同尺度下局部分形维分布的方差分析, 可以看到随着高斯核逐渐增加, 局部分形维的方差逐渐减少; 当方差减少到某值之后, 方差值波动且呈现无规则变化。试验表明该方差值可以作为轮廓的纹理不规则去除完毕的临界点, 对该临界点对应的尺度下的新轮廓 $L1$ 进行不规则性度量。结构不规则主要指在相同尺寸二值图像中去除纹理不规则得到的轮廓 $L1$ 包含的区域和规则轮廓包含的区域在相同质心下的异或值总和。我们的规则轮廓是通过傅立叶变换处理得到的, 具体步骤如下:

(1) 轮廓 $L1$ 上轮廓点坐标进行傅立叶变换:

$$F(u, v) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)} \quad (5)$$

其中 $f(x, y)$ 为 $L1$ 上的轮廓点坐标, $F(u, v)$ 为傅里叶系数。

(2) 为了获取规则轮廓, 就要去除原轮廓中不规则的部分, 反映到频域中就是去除高频部分。我们取 $F(u, v)$ 的前 M 项, 对修正的傅里叶系数进行傅里叶反变换, 即为规则轮廓图像 $L2$ 。

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)} \quad (6)$$

这样我们就得到了和不规则轮廓 $L1$ 有相同质心、轮廓向量尺寸相等的规则轮廓 $L2$ 。结构不规则度是通过比较不规则轮廓包含区域和规则轮廓区域得到的, 计算公式如下:

$$S_{struct} = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (L1(i, j) \oplus L2(i, j)) \quad (7)$$

M 和 N 是图像的尺寸, $L1(i, j)$ 是去除纹理不规则性之后轮廓包含区域的二值图像像素值, $L2(i, j)$ 是规则轮廓包含区域的二值图像像素值, A 为不规则轮廓的面积。

3.4 分形维密度(LED)

分形维边缘密度(LED)由改进二维图像的边缘密度定义。分形维边缘密度函数(公式 8)是描述局部分形维值在某个阈值 R 下, 轮廓的整体相对于该阈值的不规则度的平均密度。

$$G = \frac{1}{(A+1)} \sum_{i=0}^A (D(i) * \delta(i)) \quad (8)$$

$$\delta(i) = \begin{cases} 1, & D(i) - R > 0 \\ 0, & D(i) - R \leq 0 \end{cases} \quad (9)$$

G 是分形维密度, A 为轮廓点总数目, $D(i)$ 为局部分形维值。 R 为选取的阈值。通过计算分形维的边缘密度反映整个轮廓不规则的程度。

3.5 类良性度^[5]

类良性度, 是通过类圆度 Form factor 得到的:

$$F = \frac{4\pi \times S}{C^2} \quad (10)$$

其中 S 是轮廓包含的面积, C 为轮廓的周长, F 为一幅图形的类圆程度, F 趋近于 1, 图形和圆的类似程度越高。

类良性度定义为相对类圆度:

$$Q = \frac{F1}{F2} \quad (11)$$

$F1$ 是被测轮廓的类圆度, $F2$ 是通过傅立叶变换

得到的规则轮廓的类圆度，即为类良性度， $1-Q$ 即为不规则轮廓和规则轮廓的相异程度。

4 试验结果分析

为了验证算法中提取的特征值的有效性，我们分

别选取恶性黑色素瘤和良性黑痣图片进行分析，提取出特征值，比较良恶性之间的差异。

4.1 多尺度特征

从表 1 中(尺度 1 标准差 $\delta=1$ ，尺度 3 标准差 $\delta=\sqrt{3}$ ，尺度 5 标准差 $\delta=\sqrt{5}$)可以明显的看出在不同

表 1 多尺度下各种特征比较

		恶性			良性		
		尺度 1	尺度 3	尺度 5	尺度 1	尺度 3	尺度 5
局部分形维值	最大值	1.1045	1.002	0.9588	0.9074	0.9012	0.8971
	最小值	0.6808	0.6808	0.6807	0.6901	0.7002	0.7035
	均值	0.83013	0.82030	0.81045	0.7842	0.7841	0.7846
轮廓点和质心连线距离	最大值	162.39	162.18	162.81	157.3	157.1	156.8
	最小值	111.33	111.66	112.01	115.2	115.9	116.3
	均值	137.21	137.17	137.18	137.19	137.18	137.09
不规则计数 ($r=0.8971$)		56	50	38	0	0	0

尺度下，恶性黑色素瘤轮廓的局部分形维的最大值和均值比良性的大；恶性黑色素瘤局部分形维的最大值和均值会随尺度增加而逐渐减少。其最大值减少的最大程度为 13.19%，均值减少的最大程度为 2.3%，最小值没有发生变化；而对于轮廓上欧式距离最大值，均值和最小值基本没有发生变化。在阈值 $r=0.9074$ 下，超过阈值的不规则度计数值随着尺度增加逐渐减少；而对于良性黑痣轮廓在多尺度下的不规则度计数值均为零。

实验结果证明在多尺度特征中，基于局部分形维的多尺度特征较轮廓空间的特征度量可以更显著甄别恶性黑色素瘤和良性黑痣之间有明显的差异。其中，局部分形维的最大值和均值的差异程度比较大。因此，多尺度下的局部分形维的最大值、均值、不规则性计数特征作为本文的轮廓不规则性描述子。

4.2 结构不规则性

结构不规则性度量中首先就是要去除轮廓的纹理不规则性(图 8 中的轮廓 1)，在经过傅里叶变换去除高

频部分,反变换得到比较规则的轮廓(图 8 中的轮廓 2)，它们之间的面积差的相对值为结构不规则度量(图 9 中黑影部分)在上面例中轮廓 1 的面积为 54735 个像素，周长为 857 个像素，轮廓 2 面积为 59449 个像素，周长为 931 个像素，轮廓 1 和轮廓 2 异或值总和为 4714，通过公式 7 计算得到，轮廓 1 的结构不规则性为 8.0%。

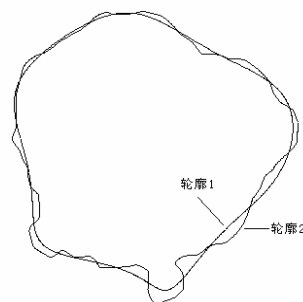


图 8 去除纹理不规则性轮廓和规则轮廓的混合图

试验结果表明，在结构不规则度量中恶性黑色素

瘤与良性结构不规则度量具有显著差异；恶性黑色素瘤分形维密度均值为 4.17%，类良性度可以看出恶性黑色素瘤轮廓和良性黑痣轮廓整体之间的整体差异，差异程度（1-Q）的均值为 14.3%。结构不规则度量的三个特征都能突出表现黑色素瘤轮廓的不规则程度，其中类良性度和结构不规则性表现程度最好。

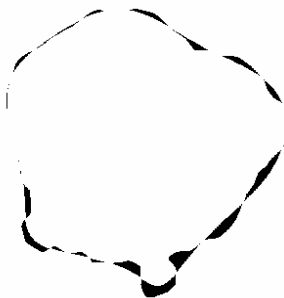


图 9 结构不规则性表示

表 2 结构不规则度量特征

	恶性 1	恶性 2	恶性 3	良性 1	良性 2	良性 3
S _{struct}	8.0%	8.3%	7.8%	0%	0%	0%
G	3.9%	4.4%	4.2%	0%	0%	0%
Q	0.8619	0.8525	0.8556	1	1.001	1.0001

5 结论

本文提出了一种基于盒维数算法改进的局部分形维度量皮肤肿瘤轮廓不规则性的算法。本方法通过多尺度滤波去除了轮廓的纹理不规则性，并提出多尺度下局部分形维分布的 3 个轮廓不规则特征；以及在仅保留轮廓结构不规则性的尺度上，基于局部分形维的 3 个轮廓不规则性度量。试验结果表明这些特征值都能突出的表现轮廓的不规则程度，为黑色素瘤早期诊断提供了丰富的特征甄别数据。本文提出的方法为计算机辅助诊断目标轮廓不规则性提供了新的途径，为局部分形维在轮廓不规则性分析中提供了一种有效的特征描述方法。

参考文献

- 1 Vincent Ng' and Andrew Coldman, Terry Fox Laboratory, British Columbia Cancer Agency, Biometry Section, British Columbia Cancer Agency, Vancouver, British Columbia, Canada, Diagnosis of Melanoma with Fractal Dimensions, IEEE TENCON'93/Beifin, 514 - 517.
- 2 Sachin V. Patwardhan, Atam P. Dhawan, Patricia A. Relue, Classification of melanoma using tree structured wavelet transforms, Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2003, 72: 223 - 239.
- 3 Aribisala, Benjamin S. and Claridge, Ela. A border irregularity measure using a modified conditional entropy method as a malignant melanoma predictor. Lecture Notes in Computer Science. v 3656 LNCS, 2005: 914 - 921.
- 4 Jayalalitha G, Uthayakumar R. Estimating the Skin Cancer using Fractals. International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications 2007: 307 - 312.
- 5 Alan H.S. Chan, Derek K.T. So, Measurement and quantification of visual lobe shape characteristics. International Journal of Industrial Ergonomics, 2006, 36: 541 - 552.
- 6 Tanaka T, Yamada R, Tanaka M, Shimizu K, Tanaka M, Oka H. A Study on the Image Diagnosis of Melanoma. Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS San Francisco, CA, USA, 2004.