

## 基于斑块超声图像灰度分布的双峰 Gamma 模型评估斑块风险

黄小伟<sup>1</sup>, 张艳玲<sup>2</sup>, 魏夏平<sup>1</sup>, 周 慧<sup>1</sup>, 卢广文<sup>1</sup>

1.南方医科大学生物医学工程学院, 广东 广州 510515; 2.中山大学附属第三医院超声科, 广东 广州 510630

**【摘要】目的:**建立基于斑块超声图像灰度分布的双峰 Gamma 数学模型, 识别不同回声特征的斑块, 评估斑块的风险等级。**方法:**研究收集斑块样本 137 个, 采用交叉验证法。首先, 对斑块图像进行归一化处理, 然后利用 Photoshop 软件获取斑块的灰度分布, 接着利用 Matlab 内部的 Lsqcurvefit 非线性最小二乘法拟合函数, 将双峰 Gamma 概率分布曲线拟合斑块原始灰度分布曲线, 并建立双峰 Gamma 斑块灰度分布模型。最后通过曲线误差分析, 测试斑块模型分类的准确率。**结果:**利用斑块模型分类, 识别出高回声斑块、混合回声斑块和低回声斑块的准确率分别为 100%、65% 和 75%。**结论:**双峰 Gamma 灰度模型有效描述斑块的灰度分布, 识别高回声斑块有很高的准确率, 对于评估斑块风险等级有很大潜能和良好的前景。

**【关键字】**斑块; 超声成像; 动脉粥样硬化; Gamma 分布

**【DOI 编码】**doi:10.3969/j.issn.1005-202X.2015.02.029

**【中图分类号】**R445.1

**【文献标识码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2015)02-0272-04

## Appraise Risk of Plaque Using a Bimodal Gamma Statistical Model Base on Gray-level Distribution of Carotid Plaque Ultrasound Images

HUANG Xiao-wei<sup>1</sup>, ZHANG Yan-ling<sup>2</sup>, WEI Xia-ping<sup>1</sup>, ZHOU Hui<sup>1</sup>, LU Guang-wen<sup>1</sup>

1.School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; 2.Department of Ultrasound, The Third Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510630, China

**Abstract:** Objective The purpose of this study was to classify plaques between different echogenicity using abimodal Gamma statistical model base on gray-level distribution of carotid plaque ultrasound images. Methods Ultrasound images were obtained from a total of 137 carotid plaque and cross validation was implemented in this study. After images were normalized, gray level distribution of carotid plaque ultrasound images were obtained in Photoshop software. In Matlab, an internal fitting function base on nonlinear least square method, called Lsqcurvefit, was used to get the curve of bimodal Gamma distribution base on gray-level distribution of carotid plaque ultrasound images. Lastly, plaques between different echogenicity were classified according to the error between gray level distribution curve of carotid plaque and the statistical model curves. Results The classification accuracy of hypoechoic, intermediate and hyperechoic plaques were 75%, 65% and 100% respectively. Conclusion The bimodal Gamma distribution was reasonable fit to the pixels of carotid plaque ultrasound images, and it had a high accuracy in identifying hyperechoic plaques. It is a promising tool for risk assessment of atherosclerosis.

**Key words:** plaque; ultrasound imaging; atherosclerosis; gamma distribution

### 前言

目前, 心血管疾病的死亡率不断提升, 统计数据表明心血管疾病占人类非传染性疾病总死因的首位。

冠心病和中风是临床上最常见的高死亡率心血管疾病, 与动脉粥样硬化斑块密切相关, 严重威胁着人类健康<sup>[1]</sup>。切除高风险的动脉粥样硬化斑块可以有效降低患者中风的机率, 然而颈动脉内膜切除术是一种高风险且昂贵的手术。因此, 准确识别斑块的风险等级对于是否选择手术至关重要。比较 MRI、CT、血管内窥镜、血管内超声等动脉粥样硬化斑块的检查方法, B 型超声具备操作简单和廉价的优势。斑块的回声特征与心脑血管事件的发生率密切相关<sup>[2-3]</sup>。组织学验证, 高回声斑块多富含纤维和钙化, 是一种稳定的斑块,

**【收稿日期】**2015-01-20

**【作者简介】**黄小伟(1989-), 男, 广东连州人, 在读硕士, 医学超声图像处理研究方向。Tel:15914266911; E-mail: beyond441882@163.com。

**【通信作者】**卢广文, E-mail: gwlu@smu.edu.cn。

而低回声斑块内多含有富脂成分、出血和坏死物质,则是高风险斑块<sup>[4]</sup>。准确识别不同回声特征的斑块,评估斑块风险等级,有重要的研究意义。

2002 年, Petrou 等<sup>[5]</sup>建立雷达图像的单峰 Gamma 分布模型,有效的识别出图像中的目标物。2003 年, Shankar 等<sup>[6]</sup>的研究中利用双峰 Gamma 分布模型拟合了软硬斑块灰度分布。Gamma 分布数学模型通过描绘图像的灰度分布,从而识别图像信息,是一种可行的方法。本文提出建立基于斑块超声图像灰度分布的双峰 Gamma 数学模型,以期实现对斑块风险的评估。

## 1 数据获得与分类

回顾分析 2011 年 10 月至 2014 年 6 月,于广州市中山大学附属第三医院超声科诊断为颈动脉硬化斑块的患者 64 例(男 39 例,女 25 例),年龄 50 岁-87 岁(平均年龄 65.6 岁±6.7 岁),共获得 137 个斑块样本。由一位具有 5 年以上血管超声检查经验的医师使用百胜 Lab90 超声系统采集全部颈动脉斑块数据。该医师圈定斑块的轮廓并且对斑块分类。根据欧洲颈动脉斑块研究组的斑块策略,将斑块分为三类:高回声、混合回声、低回声<sup>[7]</sup>。分类结果:高回声 45 个、混合回声 40 个、低回声 52 个。为保持各类斑块数据数量一致,随机剔除部分数据,保留三类斑块各 40 个。随机将样本分成 4 组,每组各类样本均为 10 个。采用交叉验证法,分别以其中三组作为建模组,一组为测试组,取各次测试分类准确率的均值作为最终结果。

## 2 方法

### 2.1 斑块图像归一化处理

为减小数据采集环境、采集参数等因素对图像灰度值造成影响,提高图像的可比性和实验结果的可靠性,以邻近斑块的动脉外膜和血液分别作为高回声和低回声参照,对图像进行归一化处理<sup>[8]</sup>。

### 2.2 斑块图像灰度分布统计

Photoshop 是一款专业的图像处理软件,使用其可以圈定任意大小和形状的感兴趣区域,并获得该区域的灰度分布。本文以医生圈定斑块图像为标准,在 Photoshop 上将斑块圈定为感兴趣区域,获得斑块的灰度分布统计。为减小圈图误差,全部图像在间隔 1 周后由同一操作者进行第 2 次灰度分布统计,并将两次统计叠加用于求得斑块原始灰度分布曲线。设  $f_{\text{raw}}(x)$  为斑块灰度的离散概率密度函数,其中  $x$  表示灰度值,则其原始灰度分布函数定义为:

$$F_{\text{raw}}(x) = \frac{\sum_{k=0}^x f_{\text{raw}}(k)}{\sum_{k=0}^{255} f_{\text{raw}}(k)} \quad (1)$$

### 2.3 Gamma 灰度分布模型

设  $x$  为随机变量,概率密度函数<sup>[9]</sup>:

$$f_x(x) = \left(\frac{x}{b}\right)^{a-1} \frac{e^{-\frac{x}{b}}}{b\Gamma(a)}, \quad x > 0, a > 0, b > 0 \quad (2)$$

则称  $x$  服从 Gamma 分布,其中  $a$  称为形状参数, $b$  称为尺度参数。

通过调节参数  $a$  和  $b$ ,单峰 Gamma 分布函数适合拟合图像灰度一致性好的图像,对于灰度复杂的图像,其拟合能力有限。多峰 Gamma 概率密度函数为:

$$f_N(u) = p_1 f_1(u) + p_2 f_2(u) + \dots + p_N f_N(u) \quad (3)$$

其中

$$\sum_{k=1}^N P_k = 1.$$

多峰 Gamma 分布,通过调节多个参数拟合斑块灰度分布,可以满足拟合复杂图像灰度分布的要求。斑块中包含脂质、纤维组织、斑块钙化、斑块出血等成分,其超声图像灰度分布复杂<sup>[4]</sup>。本文选择利用双峰 Gamma 分布拟合斑块灰度,设随机变量  $x$  为灰度值,则灰度概率密度函数为:

$$f_{\text{gamma}}(x, p, a_1, b_1, a_2, b_2) = p \left(\frac{x}{b_1}\right)^{a_1-1} \frac{e^{-\frac{x}{b_1}}}{b_1 \Gamma(a_1)} + (1-p) \left(\frac{x}{b_2}\right)^{a_2-1} \frac{e^{-\frac{x}{b_2}}}{b_2 \Gamma(a_2)} \quad (4)$$

其分布函数为:

$$F_{\text{gamma}}(x, p, a_1, b_1, a_2, b_2) = \int_0^x \left[ p \left(\frac{x}{b_1}\right)^{a_1-1} \frac{e^{-\frac{x}{b_1}}}{b_1 \Gamma(a_1)} + (1-p) \left(\frac{x}{b_2}\right)^{a_2-1} \frac{e^{-\frac{x}{b_2}}}{b_2 \Gamma(a_2)} \right] dx \quad (5)$$

### 2.4 双峰 Gamma 斑块灰度分布曲线及分布模型

本文中采用非线性最小二乘法进行曲线拟合,在 Matlab 上利用 Lsqcurvefit 函数将双峰 Gamma 分布曲线拟合斑块原始灰度分布曲线,获得双峰 Gamma 灰度分布曲线。为保证拟合效果,通过调节双峰 Gamma 模型的五个参数  $p, a_1, b_1, a_2, b_2$ ,拟合误差  $\varepsilon$  控制在 0.05 之内。拟合误差  $\varepsilon$  为:

$$\varepsilon = \sum_{x=0}^{255} [F_{\text{raw}}(x) - F_{\text{gamma}}(x)]^2 \quad (6)$$

为建立斑块模型,研究中分别叠加各类斑块全部建模样本的灰度分布,得到三个灰度分布集合(相当于将全部建模样本组合成三个不同回声在大斑块),其分布曲线分别为强回声斑块  $F_h(x)$ 、混合回声斑块  $F_m(x)$  和低回声斑块  $F_l(x)$ 。通过双峰 Gamma 分布曲线拟合  $F_h(x), F_m(x), F_l(x)$ , 获得三条双峰 Gamma 灰度分布曲线  $F_{h-\text{gamma}}(x), F_{m-\text{gamma}}(x), F_{l-\text{gamma}}(x)$ , 并定义为斑块模型曲线。比较测试样本原始分布曲线与各模型曲线的误

差,并将测试样本归类为误差最小一类。

### 3 结果

#### 3.1 斑块拟合曲线

如图 1 所示, 双峰 Gamma 分布数学模型可以有效地拟合各类斑块的原始灰度曲线。

#### 3.2 双峰 Gamma 分布的斑块灰度模型及分类结果

如图 2 所示, 低回声、混合回声和高回声模型曲线可明显区分。其中低回声与混合回声曲线的距离较小; 混合回声与高回声曲线的距离较大。利用双峰 Gamma 灰度分布模型分类时, 模型对高回声、低回声和混合回声斑块分类的准确率分别为 100%、65% 和 75%。

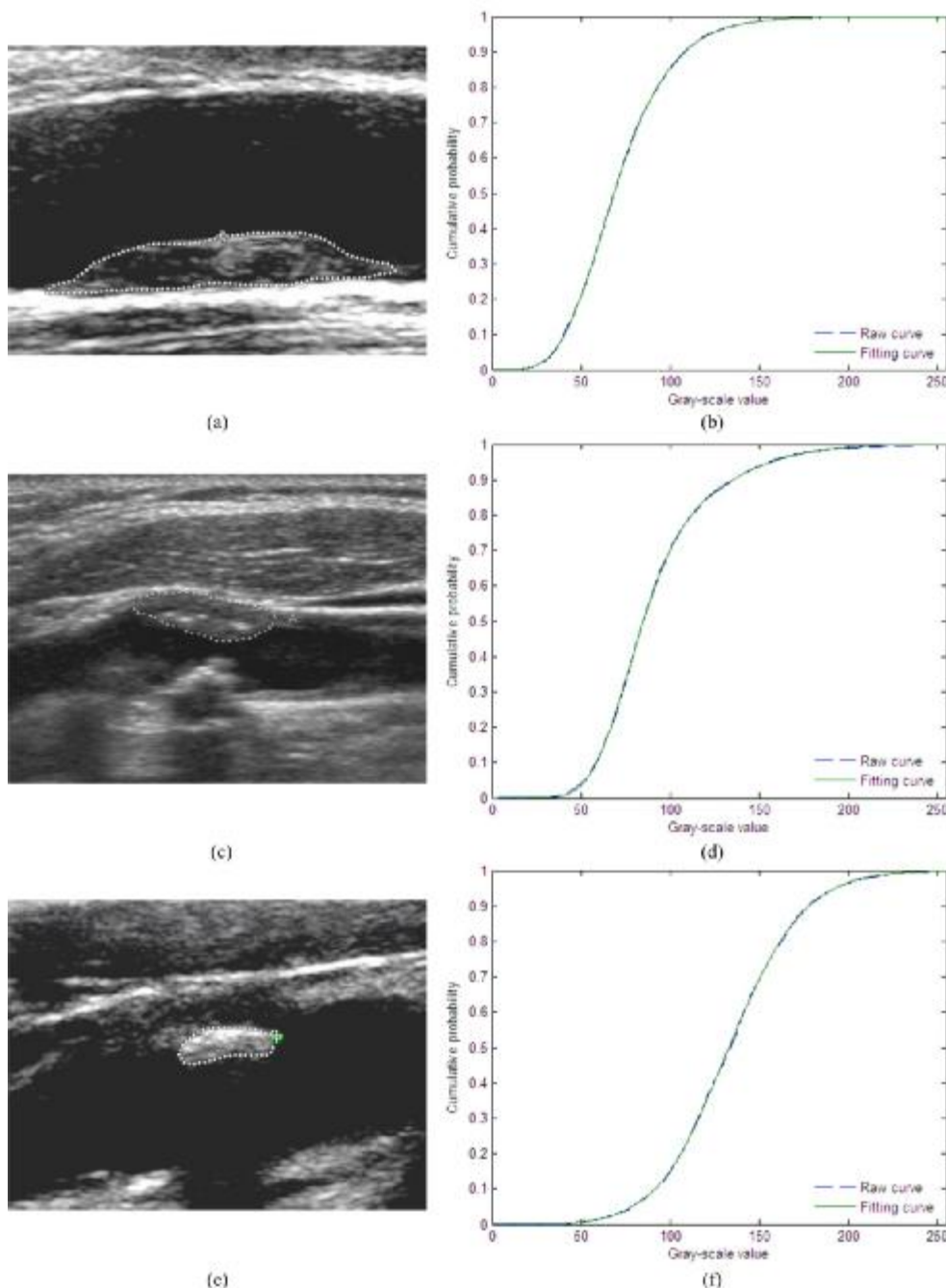


图 1 斑块拟合曲线

Fig.1 Fitting Curve of Gray-level Distribution of Carotid Plaque

备注: 左边(a)(c)(e)分别为低回声、混合回声、高回声斑块的原始超声图像, 右边(d)(e)(f)为对应的的斑块灰度原始分布曲线和双峰 Gamma 拟合曲线图; (b) 中 Gamma 模型参数:  $p=0.5, a_1=5.6373, b_1=13.4745, a_2=10.1254, b_2=6.8708, \varepsilon=0.0008$ ; (d) 中 Gamma 模型参数:  $p=0.1754, a_1=26.4321, b_1=5.2473, a_2=21.4563, b_2=3.9149, \varepsilon=0.0037$ ; (f) 中 Gamma 模型参数:  $p=0.2072, a_1=7.6297, b_1=13.4745, a_2=21.2892, b_2=3.9149, \varepsilon=0.0021$



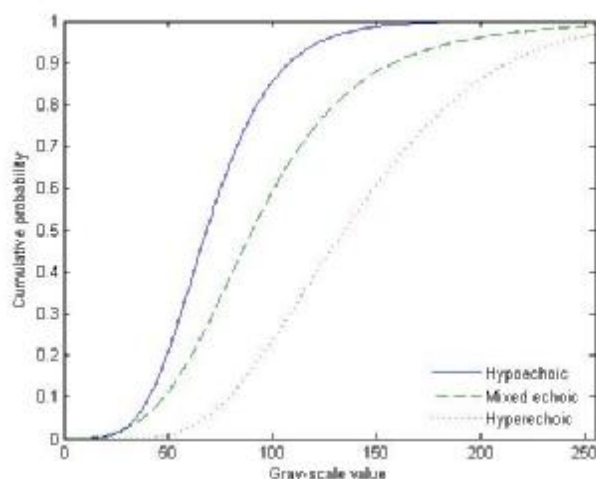


图 2 斑块双峰 Gamma 灰度分布模型

Fig.2 Bimodal Gamma Statistical Model Base on Gray-level Distribution of Carotid Plaque

备注: 低回声 Gamma 模型参数:  $p=0.5, a_1=5.6373, b_1=13.4745, a_2=10.1254, b_2=6.8708$ ; 混合回声 Gamma 模型参数:  $p=0.5, a_1=3.2607, b_1=32.7392, a_2=8.8170, b_2=10.3854$ ; 高回声 Gamma 模型参数:  $p=0.3081, a_1=11.0847, b_1=9.0461, a_2=10.2770, b_2=15.6234$

#### 4 讨论与结论

目前, 已有研究利用灰度中位数法 (Gray-Scale Median, GSM) 分析斑块超声图像, 评估其风险。2004 年, Falkowski 等<sup>[10]</sup>探索斑块 GSM 与脑梗塞发生率的关系, 研究发现  $GSM>35$  的 30 个斑块中 5.5% 与脑梗塞相关,  $GSM<35$  的 24 个斑块中 27.8% 与脑梗塞相关。研究表明回声类型不同的斑块, 其风险性差异很大。Isabelle Mayor 等将 B 型超声图像斑块按回声特征分类: (1) 均匀无回声; (2) 显著无回声; (3) 显著回声; (4) 均匀回声; (5) 钙化斑块。1-5 类斑块相对应的平均 GSM 值分别为 33, 58, 100, 127 和 163。平均 GSM 值与斑块类别成线性相关 (Spearman  $r=1, P<0.05$ ), 但该研究只是定性的判断各类斑块平均 GSM 值的大小, 并未获得精确的 GSM 值对斑块进行分类。比较 GSM 仅考虑灰度的中位数, 双峰 Gamma 斑块灰度分布模型保留了斑块灰度阶的全部信息, 更为全面, 客观反应了斑块的回声特征。2003 年, Shankar 等<sup>[6]</sup>的研究中收集斑块样本 33 个硬斑块 6 个, 软斑块 27 个), 使用双峰 Gamma 分布数学模型拟合硬斑块与软斑块的灰度分布, 其平均拟合误差分别为  $0.0057\pm0.0016$  和  $0.0075\pm0.0016$ 。本研究中实验样本为 120 个 (高回声 40 个, 混合回声 40 个, 低回声 40 个), 并采用交叉验证法, 增强模型的可靠性。对高回声斑块的识别准确率达 100%, 其次为低回声 75%, 混合回声 65%。分析低回声与混合回声分类准确率较

低的原因, 在斑块模型方面, 如图 2 所示, 低回声与混合回声模型曲线距离较小; 在临床方面, 混合回声与低回声斑块的成分、形态等特征相似度高。然而, B 型超声图像中不仅反映斑块回声强度, 还包含形态是否规则, 表面是否平滑等位置、纹理和结构信息。这也暗示着本研究可以结合这些斑块特征信息, 提高分类的准确率和斑块风险评估能力。

此外, 本文存在一些不足之处: (1) 以一位医生对斑块的分类作为金标准, 标准的权威性受影响; (2) 双峰 Gamma 分布模型对识别高回声斑块有很高的准确性, 但对混合回声斑块和低回声斑块的识别能力相对较低; (3) 实验样本数据不足, 有待进一步研究。综上所述, 双峰 Gamma 灰度模型对于识别不同回声的斑块仍不失为一种可行的方法, 对于进一步识别斑块的风险有很大的潜能和临床意义。

#### 【参考文献】

- [1] Yusuf S, Reddy S, Ounpuu S, et al. Global burden of cardiovascular diseases: part I: general considerations, the epidemiologic transition, risk factors, and impact of urbanization[J]. *Circulation*, 2001, 104(22): 2746-2753.
- [2] Aldemir E, Apaydin M, Varer M, et al. Echolucency of carotid plaques and cerebrovascular events[J]. *J Clin Ultrasound*, 2012, 40(7): 399-404.
- [3] Giannoukas AD, Sfyreras GS, Griffin M, et al. Association of plaque echostructure and cardiovascular risk factors with symptomatic carotid artery disease[J]. *J Cardiovasc Surg (Torino)*, 2010, 51(2): 245-251.
- [4] Grønholdt MLM, Wiebe BM, Laursen H, et al. Lipid-rich carotid artery plaques appear echolucent on ultrasound B-mode images and may be associated with intraplaque haemorrhage[J]. *Eur J Vasc Endovasc Surg*, 1997, 14(6): 439-445.
- [5] Petrou M, Giorgini F, Smits P. Modelling the histograms of various classes in SAR images[J]. *Pattern Recognit Lett*, 2002, 23(9): 1103-1107.
- [6] Shankar PM, Forsberg F, Lown L. Statistical modeling of atherosclerotic plaque in carotid B mode images-a feasibility study[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2003, 29(9): 1305-1309.
- [7] European Carotid Plaque Study Group. Reprinted article "Carotid artery plaque composition-relationship to clinical presentation and ultrasound B-mode imaging"[J]. *Eur J Vasc Endovasc Surg*, 2011, 42(1): S32-38.
- [8] Sabetai MM, Tegos TJ, Nicolaides AN, et al. Reproducibility of computer-quantified carotid plaque echogenicity: Can we overcome the subjectivity?[J]. *Stroke*, 2000, 31(9): 2189-2196.
- [9] 张永利. 关于伽马分布及相关分布性质的一点研究[J]. *大学数学*, 2012, 3: 135-140.  
Zhang YL. Research of Gamma distribution and its related distribution properties[J]. *College Mathematics*, 2012, 3: 135-140.
- [10] Falkowski A, Kaczmarczyk M, Cieszanowski A, et al. Computer-assisted characterisation of a carotid plaque [J]. *Med Sci Monit*, 2004, 10(3): 67-70.