

血栓多普勒信号的多参数提取及分类*

陈曦, 汪源源, 王威琪

(复旦大学电子工程系, 上海 200433)

摘要: 血栓的准确检测可以用于早期脑血管疾病的诊断, 超声多普勒是一种无损的血栓检测技术。文章使用三种信号处理方法: 传统的声谱分析法、小波分析法、renyi信息量分析法对血栓多普勒信号进行分析, 提取出相应的特征参数, 然后对敏感的特征参数采用反向传输(Back-Propagation, 简称BP)神经网络进行分类, 建立起血栓、干扰噪声和正常血流信号的自动判别系统。通过对300例仿真多普勒信号和163例临床采集的大脑中动脉多普勒信号进行分析, 结果表明: 本文建立的系统对血栓的检测率高于传统的方法, 有望用于血栓多普勒信号的自动检测。

关键词: 血栓检测; 超声多普勒; 小波变换; renyi信息量; BP神经网络

中图分类号: TB559 文献标识码: A 文章编号: 1000-3630(2004)01-0020-05

Extraction of multiple characteristics and classification of Doppler embolic signals

CHEN Xi, WANG Yuan-yuan, WANG Wei-qi

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: Embolic detection can be used for early diagnosis of cerebrovascular disease. The Doppler effect of ultrasound is a non-invasive means for the detection of emboli. In this paper, three signal processing methods, i. e., traditional spectral analysis, wavelet transform and Renyi information analysis, are used to analyze embolic Doppler signals. With the extracted characteristic parameters, a classification system using sensitive parameters is set up based on a BP neural network. The system can be used to classify emboli signals, interfering noise, and normal blood flow signals. From experiments of 300 simulated cases and 163 clinical cases of Doppler signals, it has been found that the embolic detection accuracy of the proposed method is higher than that using the traditional method. It is expected that automatic detection of emboli can be realized based on the proposed method.

Key words: emboli detection; Doppler ultrasound; wavelet transform; Renyi information content; back-propagation neural network

1 引言

血栓可以阻碍血流的正常流动, 甚至引起血管的阻塞。脑栓塞就是指脑动脉被引入血液循环的栓子堵塞而引起的脑组织缺血的一种急性脑血管疾病, 它是产生缺血性卒中的主要原因, 危害性极大。因此准确检测血栓, 可以为早期诊断脑血管疾病提

供可靠的依据, 在临床上具有重要的意义。

超声多普勒是无损诊断血栓的常用技术^[1]。传统的血栓多普勒信号的分析方法是声谱分析法, 但其检测血栓的灵敏度不是很高^[2]。为此, 我们探索两种新的信号分析方法来进行血栓的检测: 小波分析法和renyi信息量分析法。由于人体生理情况的复杂性和多样性, 单独使用某一方法提取的特征往往较难取得准确检测血栓的结果。因此, 我们对三种方法所提取的特征: 声谱参数、小波包分解参数和renyi信息量中的敏感参数建立基于反向传输(BP)神经网络的分类系统, 对血栓、干扰噪声和正常的血流信号进行判别, 期望提高血栓检测的准确性。

收稿日期: 2003-04-14; 修回日期: 2003-06-24

基金项目: 上海市曙光计划资助(2003-901)

作者简介: 陈曦(1977-), 男, 江苏省丰县人, 硕士研究生, 研究方向: 医学信号处理。

2 原理和方法

2.1 传统的声谱分析方法

血栓的体积大于甚至远大于血流中红细胞的体积,因此血栓和红细胞散射超声波的特性有着较大的区别。当血栓出现在超声多普勒仪器的采样容积中时,超声多普勒信号的功率会增强,而且其功率增强只体现在对应于血栓运动速度的频率处,从而导致信号的频谱带宽变窄。这与超声换能器移动等干扰(或噪声)引起的信号功率增强有一定的区别,因为大多数的干扰(或噪声)引起的功率增强一般而言是广谱的,因此往往会导致信号频谱带宽的增大。这个区别就成为利用传统的信号声谱分析法检测血栓的重要特性。

使用短时傅里叶变换,多普勒信号 $x(n)$ 的功率谱密度函数 $S(f, n)$ 可表示为^[3]:

$$S(f, n) = \left| \sum_{m=-N+1}^{m=N-1} h(m) x(n-n+m) e^{-j2\pi fm} \right|^2 \quad (1)$$

其中 n 为离散时间, f 为信号频率, n 为短时傅里叶分析的时间步长, $h(m)$ 为变换中所用的 $2N-1$ 点窗函数。

一般而言, (1) 式可以利用 $Nfft$ ($2N-1$) 点的快速傅里叶变换来实现。

从信号的频谱中可以计算其均值开方 $rmps$, 用于表征信号的瞬时功率。当超声多普勒信号为实信号时, 可以只取信号频谱的正频率部分进行估计^[3]:

$$rmps(n) = \sqrt{\frac{2}{Nfft+2} \int_0^{f_s/2} S(f, n) df} \quad (2)$$

其中 f_s 为信号的采样频率。

当血栓经过采样容积时, 信号的功率增强, 因此参数 $rmps$ 会增大。

同时可以计算出信号的平均频率 $f_m(n)$ 和频谱宽度 $f(n)$ ^[3]:

$$f_m(n) = \frac{\int_0^{f_s(n)} f S(f, n) df}{\int_0^{f_s(n)} S(f, n) df} \quad (3)$$

$$f(n) = \sqrt{\frac{\int_0^{f_s(n)} [f - f_m(n)]^2 S(f, n) df}{\int_0^{f_s(n)} S(f, n) df}} \quad (4)$$

当血栓经过采样容积时, 信号的频谱带宽 f 会减少。

通常选取 $rmps_{max}$ 、 f_{min} 和 $ratio_{max}$ 作为一段信号的特征参数来检测是否存在血栓:

$$rmps_{max} = \max(rmps(n) / \overline{rmps(n)}) \quad (5)$$

$$f_{min} = \min(f(n) / \overline{f(n)}) \quad (6)$$

$$ratio_{max} = \max(rmps(n) / \overline{f(n)} / \overline{rmps(n)} / \overline{f(n)}) \quad (7)$$

其中 $\overline{rmps(n)}$ 、 $\overline{f(n)}$ 分别为 $rmps(n)$ 和 $f(n)$ 的平均值。

如果 $rmps_{max}$ 大于一定的阈值, f_{min} 小于一定的阈值, 或者 $ratio_{max}$ 大于一定的阈值, 就可以判断出现血栓。阈值的选取通过实验来确定。

2.2 血栓多普勒信号的小波分析方法

由于短时傅里叶变换存在着时间分辨率和频率分辨率之间的矛盾, 对于非平稳、突变的血栓信号的分析并不是很理想, 因此可以使用具有较好时频分辨率的小波变换法来分析该信号^[4]。

这里我们使用小波包对超声多普勒信号进行分析。小波包的分解通过 QMF (Quadrature Mirror Filter) 算法^[5,6]来实现。它的实质是让信号通过一组高、低通组合的共轭正交镜面滤波器组, 达到依次将信号划分到频带从低到高的不同子带上的目的。

血栓检测时, 先对超声多普勒信号 $x(t)$ 进行 3 层小波包分解(即 $N=3$)^[7], 从而获得 8 段频带从低到高的子带信号 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 、 $x_3(t)$ 、 $x_4(t)$ 、 $x_5(t)$ 、 $x_6(t)$ 、 $x_7(t)$ 、 $x_8(t)$:

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) + x_5(t) + x_6(t) + x_7(t) + x_8(t) \quad (8)$$

然后计算每个子带信号的时间均值 t_{mi} 和时间散度 T_i :

$$t_{mi} = \frac{1}{E_{xi}} \int_t |x_i(t)|^2 dt \quad (9)$$

$$T_i = \sqrt{\frac{4}{E_{xi}} \int_t (t - t_{mi})^2 |x_i(t)|^2 dt} \quad (10)$$

其中 $i=1, 2, \dots, 8$, E_{xi} 为信号 $x_i(t)$ 的能量:

$$E_{xi} = \int_t |x_i(t)|^2 dt \quad (11)$$

分别计算 T_i ($i=1, 2, \dots, 8$) 的平均值 $aver$, T_i 小于选定阈值 T_{th} 的个数 $numr$ 和 T_i 均方差 $stdr$, 将这三个参数作为小波包分析的特征参数。原因是: 对于正常血流, 每一子带的 T_i 都比较大, 因此 $aver$ 最大, $numr$ 最少; 而对于含有强噪声的超声多普勒

信号, 由于子带信号时间散度 T_i 大多很小, 因此 $aver$ 最小, $numT$ 最多; 而含有血栓的超声多普勒信号, 会有部分子信号的时间散度 T_i 较小, 因此 $aver$ 和 $numT$ 都会介于前两者之间。因此选择一定的阈值, 就有可能进行血栓、正常血流和噪声的区分。

2.3 Renyi 信息量分析方法

在信号的时频分布中引入信息量可以表征组成信号的基本成分的数目, 因此我们尝试使用 Renyi 信息量分析方法来提取血栓特征。由于 Margenau-Hill 时频分布具有时移和频移不变性, 而且该分布值为实数, 计算方便, 这里选用该分布来分析多普勒信号。

Margenau-Hill 时频分布定义为^[8]:

$$M_x(t, f) = \text{real}[x(t)X^*(f)e^{-j2ft}] \quad (12)$$

其中 $\text{real}()$ 表示取实部, t 为时间, f 表示频率。 $X(f)$ 为 $x(t)$ 的傅里叶变换。 $M_x(t, f)$ 表示信号 $x(t)$ 在点 (t, f) 处的实值能量密度。

Renyi 信息量定义为^[8]

$$R_x^a = \frac{1}{1-a} \log_2 \left\{ \int p^a(x) dx \right\} \quad (13)$$

式中 $p(x)$ 为 x 的概率密度, a 为信息的阶次。

对于 Margenau-Hill 分布 $M_x(t, f)$ 的三阶 Renyi 信息量定义为

$$R_M^3 = - \frac{1}{2} \log_2 \left\{ \int \int M_x^3(t, f) dt df \right\} \quad (14)$$

Renyi 信息量的结果用位来表示, 一个基本信号将产生零位信息 (2^0), 两个充分分离的信号产生一位信息 (2^1), 四个充分分离的信号产生两位信息 (2^2)。

对于正常血流, 血流信号频谱带宽较宽, 但信号功率不发生突然变化, 因此血流信号可视为多个基本信号的组合, 因此信息量比较大; 而含有血栓的超声多普勒信号, 由于对应于血栓运动速度的频率处信号功率增强, 而其他时间和频率处信号的功率较弱, 因此 Renyi 信息量主要由单个的强信号来决定, 因此信息量最小; 而对于含有强噪声的超声多普勒信号, 由于噪声信号所带来的功率增强是广谱的, 因此可认为是该多普勒信号是由多个强信号的组合, 因此信息量比正常血流小, 比含有血栓的超声多普勒信号大。因此在确定一定的阈值后, 就可以进行血栓、正常血流和噪声的区分。

2.4 利用反向传输 (BP) 神经网络进行分类决策

利用三种方法得到多普勒信号的特征参数后, 我们使用反向传输 (BP) 神经网络进行分类。由于

传统的权值调整学习算法: 梯度法^[9] 存在收敛速度慢、局部极值和难以确定隐层节点个数等缺点, 本文采用一种改进算法: Levenberg-Marquardt 优化算法^[10]。

在建立 BP 神经网络的血栓判别系统时, 先将训练病例的多个敏感参数作为输入量, 输入到初始化的神经网络中进行训练, 待误差减小到预定值时, 表示该神经网络已经训练好。为检验该系统, 输入测试病例的敏感参数, 考察系统判别的准确率。如果系统具有较高的血栓检测性能, 则说明建立的系统有望用于以后的临床诊断。

3 实验方法和结果

本文使用的信号包括仿真多普勒信号和临床信号两类。

所有的仿真和分析工作都是用 MATLAB 编程在 PC 机上实现。仿真多普勒信号的采样频率设定为 7150 Hz, 超声束和血流速度的夹角为 60°, 超声波的发射频率 f_0 为 2 MHz, 声速 c 为 1500 m/s, 红细胞半径为 4 μm , 采样容积的轴向宽度 4.5 mm, 径向宽度 2 mm, 血管的直径取为 1 cm。

仿真正常血流时, 选取如图 1 所示的某正常人一个心动周期的血流平均频率 (流速) 曲线作为仿真的给定曲线, 采用基于 Womersley 理论的血流信号仿真方法仿真出 100 例不同信噪比下 (3 dB ~) 的正常血流多普勒信号^[11]。使用血栓信号的仿真方法^[12], 假设血栓的半径为 30 μm , 随机选取血栓进入采样容积的时间, 仿真出 100 例含有血栓的多普勒信号。随机选取干扰噪声出现的时间, 仿真出 100 例含有干扰噪声的信号。

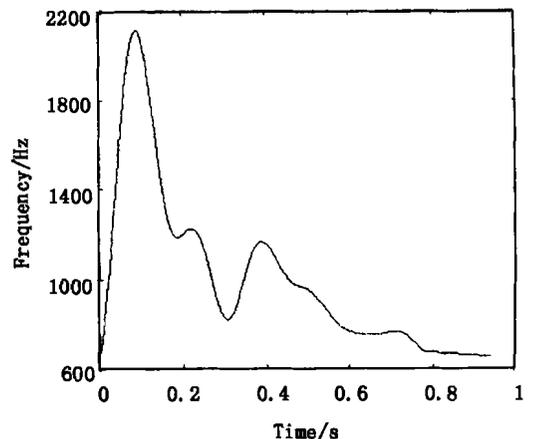


图 1 某正常人一个心动周期的血流平均频率曲线

表 1 传统声谱分析对临床信号所得特征参数的阈值和相应的误判率

| | $mp_{s_{max}}$ | | f_{min} | | $ratio_{max}$ | |
|------|----------------|--------|------------------|--------|---------------|--------|
| | 阈值 | 误判率/ % | 阈值 | 误判率/ % | 阈值 | 误判率/ % |
| 干扰噪声 | > 9.5048 | 15.7 | [0.3149, 0.4191] | 14.3 | [10, 34.381] | 11.1 |
| 血栓 | [2, 9.5048] | 15.5 | < 0.3149 | 14.3 | > 34.381 | 7.1 |
| 正常血流 | < 2 | 0.0 | > 0.4191 | 10.0 | < 10 | 0.0 |

表 2 小波包分析法对临床信号所得特征参数的阈值和误判率

| | ave_T | | num_T | | std_T | |
|------|--------------|--------|---------|--------|--------------------|--------|
| | 范围 | 误判率/ % | 范围 | 误判率/ % | 范围 | 误判率/ % |
| 干扰噪声 | < 1280 | 2.9 | > 3 | 1.4 | [213, 84, 400, 09] | 13.2 |
| 血栓 | [1280, 1662] | 4.2 | [1, 3] | 2.4 | > 400.09 | 10.6 |
| 正常血流 | > 1662 | 1.3 | < 1 | 1.0 | < 213.84 | 4.7 |

表 3 Renyi 信息量分析法对临床信号所得特征参数的阈值和误判率

| 范围 R_m^3 | 范围 | 误判率 57/ % |
|------------|-------------|-----------|
| 干扰噪声 | [2.0309, 4] | 7.0 |
| 血栓 | < 2.0309 | 11.0 |
| 正常血流 | > 4 | 0.0 |

临床信号是使用 Nicolet 公司的 EME Pioneer TC 经颅超声多普勒检测仪检测大脑中动脉血流所得, 信号的采样频率为 7150 Hz, 每例采集约 256 ms 的数据, 数据输出到 PC 机上进行处理。共采集 163 例临床信号, 其中包括 56 例含有血栓的信号、14 例含有干扰或噪声的信号和 93 例正常的血流信号。

对每例临床信号幅度归一化后利用传统的短时傅里叶变换分析其频谱, 并计算出与血流状况有关的参数($mp_{s_{max}}$ 、 f_{min} 和 $ratio_{max}$); 同时使用小波包分解归一化信号, 对小波包的分解系数进行重构后计算每一子带信号的时间离散度, 并提取时间离散度分布的特征参数(std_T 、 num_T 和 ave_T); 计算归一化信号的 Margenau-Hill 时频分布, 并估计该分布的三阶 Renyi 信息量 R_M^3 。如果按照使误判率最低为标准来选择分类阈值, 则得到如表 1、2 和 3 的分析结果。

从表 1 可知: 传统声谱分析法中, 正常血流信号的 $mp_{s_{max}}$ 和 $ratio_{max}$ 取值远小于含有血栓或者噪声信号的取值, 但血栓和噪声却较难用这两个参数来区分。 f_{min} 对于含血栓或噪声的信号的区别有所提高, 但是效果也不十分理想。因此传统声谱分析参数对于检测出正常血流信号比较有效, 但是对于检测噪声和血栓的信号效果不理想。从表 2 可知: 小波包分析法中, std_T 的区分效果不理想, num_T 、 ave_T 对检测正常血流和血栓的效果比较理想, 但对于噪声和血栓的区分则效果一般。从表 3 可知: 正

常血流信号的 R_M^3 取值最大, 含有噪声信号的取值次之, 含血栓信号的取值最小, 这与前面的理论分析相符, 其对于检测正常血流信号比较有效, 但是对于检测噪声和血栓的效果不理想。

可见在 7 个参数中, 参数 $mp_{s_{max}}$ 、 $ratio_{max}$ 以及 R_M^3 对于区分正常血流和非正常血流(含有血栓、干扰噪声的信号)结果比较理想, 但是单独使用某一种特征提取方法区分血栓和干扰噪声信号往往较难得到满意的诊断结果。而对于含有血栓或干扰噪声的信号, $ratio_{max}$ 、 ave_T 、 num_T 和 R_M^3 四种参数比其他参数有着更高的区分度。因此可以首先使用特征参数 $ratio_{max}$ 来区分正常血流与非正常血流信号, 然后采用 Levenberg-Marquardt 优化后的 BP 神经网络方法对四个敏感的参数 $ratio_{max}$ 、 ave_T 、 num_T 和 R_M^3 进行模式识别, 来区分含有血栓、干扰噪声的信号。血栓、干扰噪声和正常血流信号的自动判别系统框图如图 2 所示:

在区分正常血流与非正常血流的过程里, 仿真和临床的 463 例信号中包含 193 例正常信号和 270 例非正常信号, 当 $ratio_{max}$ 取 10 时误判率最低, 误判率为 1%; 在区分含有血栓或者含有干扰噪声的信号的过程中, 从剩余的 270 例信号, 随机选取其中的 200 例作为学习样本来训练神经网络, 每个样本具有四个特征参数 $ratio_{max}$ 、 ave_T 、 num_T 和 R_M^3 , 剩余 70 个病例做为检验样本进行测试。训练后建立好的神经网络对学习样本的判别错误率为 0, 即 200 例学习样本均能正确归类; 测试时, 70 个样本中也都能正确分类, 判别的总错误率为 0。因此, 这种方法比传统的声谱分析方法以及小波、Renyi 信息量分析法中的特征参数单独进行判别的准确率要高, 能够满足临床诊断的需要。

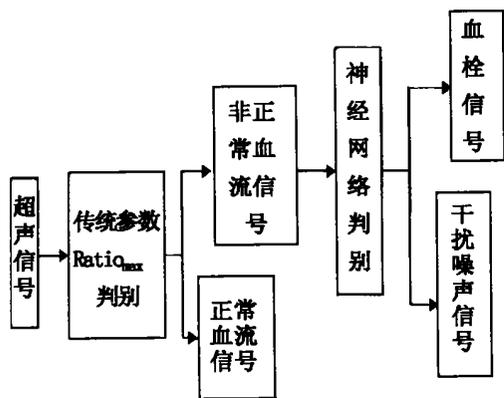


图2 血栓、干扰噪声和正常血流信号的自动判别系统框图

4 结 论

本文利用传统的声谱分析法、小波分析法、renyi信息量分析法分别提取音频多普勒信号的特征参数。仿真和临床数据的分析结果表明：传统声谱分析参数 rms_{max} 和 $ratio_{max}$ 对于检测出正常血流信号比较有效，但是对于检测噪声和血栓的信号效果不理想，而 $ratio_{max}$ 、 $aver$ 、 $numr$ 和 R_M^3 四种特征参数在一定程度上能够区分噪声和血栓的信号，但是四种参数单独使用的判别结果都不是很理想。因此本文建立这样的判别系统：先使用特征参数 $ratio_{max}$ 来区分正常血流与非正常血流信号，然后将四种敏感参数结合起来进行神经网络的训练和判别，从而达到区分血栓和干扰噪声的目的。实验表明：该系统对血栓的检测率高于传统的方法，有望可用于血栓多普勒信号的自动检测。

参 考 文 献

- [1] 汪源源,陈曦,张羽,等. 利用超声多普勒技术检测血栓[J]. 声学技术,2002, 21(1): 29-33.
- [2] 汪源源,刘斌,吴晓峰,等. 超声多普勒信号的频谱分析[J]. 声学技术,1998, 17(2): 57-62.
- [3] Roy E, Montresor S, and Abraham P, et al. Spectrogram analysis of arterial doppler signals for off-line automated Hits Detection[J]. Ultrasound in Med. & Biol, 1998, 25(3): 345-359.
- [4] Aydin N, Parayachee S, and Markus H S. The use of the wavelet transform to describe embolic signals[J]. Ultrasound in Med. & Biol, 1999, 25(6): 953-958.
- [5] Mallat S A. Theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Trans On Patten Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [6] Whickerhauser M V. Acoustics signal compression with wavelet packets in wavelets: tutorial in theory and applications[M]. Boston: Academic Press, 1992.
- [7] 楼顺天,施阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计-小波分析[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1999. 17-23.
- [8] 胡昌华,周涛. 基于 MATLAB 的系统分析与设计-时频分析[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1999. 10-51.
- [9] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海:复旦大学出版社,1993. 32-47.
- [10] 刘钦圣. 最小二乘问题计算方法[M]. 北京:北京工业大学出版社,1989.
- [11] Evans D H. Some aspects of the relationship between instantaneous volumetric blood flow and continuous wave Doppler ultrasound recordings[J]. Ultrasound in Med. & Biol, 1982, 8(6): 617-623.
- [12] 陈曦,汪源源. 利用计算机仿真血栓多普勒血流信号[J]. 声学技术, 2001, 20(4): 197-199.

学会信息

上海市声学学会访问香港

应香港声学学会邀请,上海市声学学会组团于2003年12月3~7日访问了香港,代表团一行7人,由章奎生教授和龚农斌教授带队。在港期间参加了香港声学学会成立10周年庆典,参观了香港理工大学声学试验室并进行了学术交流,考察了香港道路声屏障以及高层建筑噪声控制工程,同时与日本、德国、澳大利亚、美国等在港同行进行了交流。香港声学学会成立10年来,发展了200余名会员,两次来沪访问,参与了香港环境噪声和建筑声学咨询、设计、制造、安装等工作,已经形成了一支强大的声学队伍。在噪声与振动控制领域中与国外有广泛的联系,在内地也承接了不少工程。通过这次访问,学习了香港声学界的先进经验,沟通了信息,加强了联系,促进了两地声学技术的发展。