

超声多普勒信号的频谱分析^{*}

汪源源 刘 斌 吴晓峰 王威琪

(复旦大学电子工程系 上海·200433)

超声多普勒信号具有非平稳性,利用传统的短时傅里叶变换分析该信号不能同时得到较高的时间和频率精度,为克服这一缺点,本文简要介绍了多普勒信号频谱分析的几种新方法,并将它们和传统的方法进行性能的比较。

关键词: 超声,多普勒,频谱分析

Spectral analysis for Doppler ultrasound signals

WANG Yuanyuan LIU Bin WU Xiaofeng WANG Weiqi

(Dept. of Elec. Engn., Fudan University, Shanghai · 200433)

Doppler ultrasound signals are nonstationary. Analysis of these signals using the conventional short time Fourier transform could not lead to higher resolution both in time and frequency domain simultaneously. To overcome this shortcoming, several new spectral analysis methods are briefly described in this paper. Their performances are also compared with that of conventional method.

Key words: ultrasound, Doppler, spectral analysis

1 引 言

超声多普勒技术是无损诊断血管疾病的一种重要手段。血管疾病的存在会引起血流速度波形,如多普勒信号平均频率或最大频率曲线的变化。当血管中存在狭窄时,还会引起湍流和涡流。湍流会引起信号频谱的展宽,而涡流经过脉冲多普勒仪器的取样容积时,会在原先的血流信号上叠加一个瞬态变化的信号。因此,多普勒仪器测量血流特性的性能不仅与仪器本身的物理特性有关,而且和所使用的信号分析技术密切相关。一个好的多普勒信号分析技术应该能准确地估计信号的平均频率、最大频率,敏感地检测湍流引起的频谱展宽和最大程度地检测涡流引起的频谱

瞬态变化。所有这些检测都是以多普勒信号的频谱分析为基础的,因此,多普勒信号的频谱分析是多普勒技术的一个重要方面。

多普勒信号传统的频谱分析方法是短时快速傅立叶变换,这种方法利用 $2\sim 30\text{ms}$ 的窗函数与信号相乘然后进行快速傅立叶变换,并取模的平方得到信号的功率谱密度。时变的频谱可利用窗的移动来得到。设 $x_d(t)$ 是多普勒信号, $w(t)$ 是窗函数,则加窗的多普勒信号为:

$$x_w(t) = w(t)x_d(t) \quad (1)$$

因此短时傅立叶变换得到信号的频谱为:

$$S(f, t) = \left| \int w(\tau)x_d(\tau - t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \right|^2 \quad (2)$$

由于窗的卷积作用将引起信号频谱的展宽,

* 上海市启明星计划资助

第一作者: 汪源源,男,1968年5月生,副教授

收稿日期: 97-4-28; 修回日期: 97-8-11

因此信号频谱的估计精度和所用的窗类型及长度有密切关系。窗越短, 谱展宽较严重, 则频谱估计精度越低。但如果取较长的窗, 则时变频谱的时间精度就变差, 而且还将面临信号非平稳带来的频谱展宽。

2 多普勒信号的非平稳性

短时快速傅立叶变换用于多普勒信号的频谱分析, 是基于多普勒信号在短时间内是平稳的假设, 但事实上多普勒信号是非平稳的, 这便引起了频谱分析的误差。

一般来说, 多普勒信号可记为:

$$x_d(t) = r_{\text{gauss}}(t) \exp[j\theta(t)] \quad (3)$$

其中 $r_{\text{gauss}}(t)$ 是零均值的高斯随机变量, $\theta(t)$ 是对应于多普勒平均频率曲线的相位。因此加窗后的信号为:

$$x_w(t) = w(t) \exp[j\theta(t)] r_{\text{gauss}}(t) \quad (4)$$

则加窗信号的频谱为 $w(t)$ 即 $w(t) \exp[j\theta(t)]$ 频谱 $|W^1(f, t)|^2$ 和 $r_{\text{gauss}}(t)$ 的频谱 $S_x(f, t)$ 的卷积, 即

$$S_w(f, t) = |W^1(f, t)|^{2*} S_x(f, t) \quad (5)$$

而 $|W^1(f, t)|^2$ 是包含了窗函数的信号非平稳性所带来的频谱展宽的函数。

例如, 对平均频率线性变化(斜率为 β)的信号采用高斯窗 RMS 时间宽度为 σ , 则 $w(t)$ 为:

$$w(t) = \exp(-\frac{t^2}{2\sigma^2}) \exp(j\pi\beta t^2) \quad (6)$$

相应的频谱 $|W^1(f)|^2$ 为^[1]:

$$|W^1(f)|^2 = \frac{\sigma}{\sigma_m} \exp(-\frac{f^2}{2\sigma_m^2}) \quad (7)$$

其中, 该频谱的宽度 σ_m 为:

$$\sigma_m = \sqrt{\sigma_{wb}^2 + \sigma_f^2} \quad (8)$$

窗引起的谱展宽 σ_{wb} 为:

$$\sigma_{wb} = \frac{1}{2} \frac{1}{2\pi\sigma} \quad (9)$$

可见, 窗引起的谱展宽与窗的 RMS 时间宽度成反比, 而 σ_m 为非平稳性所引起的谱展

宽, 为:

$$\sigma_m = \frac{\sigma\beta}{2} \quad (10)$$

因此信号平均频率变化越快(即非平稳性越厉害, β 越大), 则谱展宽 σ_m 也越大。另外, 在 β 一定的情况下, σ_m 还和 σ 成正比, 即对于一定的多普勒信号, 窗越长, 非平稳性所带来的谱展宽就越厉害。综合两方面的因素, 窗长度的选取必须折衷, 本例中 σ 应取为 $1/\sqrt{2\pi\beta}$, 从而使 σ_m 最小(等于 β/π)。经研究, 对于超声多普勒信号, 窗长度一般取为 10ms。

3 频谱分析的新方法

3.1 平稳性提高法^[2]

由于(3)式中 $\theta(t)$ 和多普勒信号的平均频率 $f_m(t)$ 有以下关系:

$$f_m(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (11)$$

$$\theta(t) = 2\pi \int f_m(\tau) d\tau + C \quad (12)$$

其中 C 为积分常数, 不失一般性, 令 $C=0$, 则(3)式可以写为:

$$x_d(t) = r_{\text{gauss}}(t) \exp[j 2\pi \int f_m(\tau) d\tau] \quad (13)$$

因此平稳性提高法的步骤如图 1 所示, 大致分为: 首先用传统的短时快速傅立叶变换法用较短时间的窗分析原始多普勒信号, 从频谱中估计出平均频率曲线 $f_m(t)$, 利用(12)式计算出 $\theta(t)$, 并将原始的多普勒信号 $x_d(t)$ 乘以 $\exp[-j\theta(t)]$ 得到平稳性提高的信号 $r_{\text{gauss}}(t)$ (因为引起非平稳展宽的平均频率的因素已分开), 最后以短时快速傅立叶变换用较长时间的窗分析 $r_{\text{gauss}}(t)$, 这样就可以得到较好精度的功率谱宽度的估计。这种方法在一定程度上克服了非平稳性的影响, 但仍然不能完全排除窗的影响(此时使用较长时间的窗, 窗的展宽虽然是比较小的, 但仍然存在), 另一方面较长时间窗的使用还将影响谱估计的时间精度。在此基础上提出了改进的

方法: 谱宽度校正法。

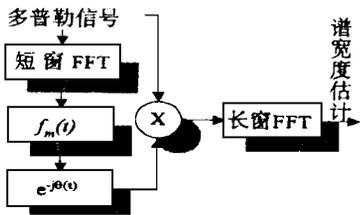


图 1 平稳性提高法示意图

3.2 谱宽度校正法^[3]

假设 $\sigma_f(t)$, $\sigma_{fw}(t)$, 和 $\sigma_{fo}(t)$ 分别为(5)式中 $S_w(f, t)$, $|W^1(f, t)|^2$, $S_x(f, t)$ 的频谱宽度, 即 $\sigma_f(t)$ 是估计出加窗的多普勒信号的谱宽度; $\sigma_{fw}(t)$ 是窗函数和信号非平稳性所引起的谱宽度; 而 $\sigma_{fo}(t)$ 为信号准确的谱宽度, 这也是所要估计的。根据信号分析原理, 从(5)式得:

$$\sigma_{fo}^2(t) = \sigma_f^2(t) - \sigma_{fw}^2(t) \quad (14)$$

具体的步骤为: 先用较优的窗(如 10ms)以短时傅立叶变换分析多普勒信号, 估计出 $\sigma_f(t)$ 和信号的平均频率 $f_m(t)$, 利用(12)式得到 $\theta(t)$, 然后计算出信号 $\exp[j\theta(t)]$, 再以同样的窗用短时傅立叶变换法分析 $\exp[j\theta(t)]$, 并估计出 $\sigma_{fw}(t)$, 最后用(14)式估计出 $\sigma_{fo}(t)$ 。

图 2(a) 给出了用 2.5ms, 5ms 和 10ms Hanning 窗分析平均频率曲线如图 2(b) 所示, 谱宽度为 100Hz 的仿真多普勒信号的频谱宽度在校正前后的误差。图中阴影部分为校正后的误差, 可见不论用什么样的窗(2.5ms, 5ms, 还是 10ms), 利用谱宽度校正均可得到较高精度的频谱宽度的估计。

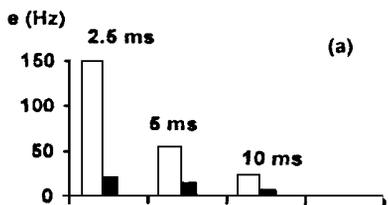


图 2(a) 谱宽度校正前后的误差

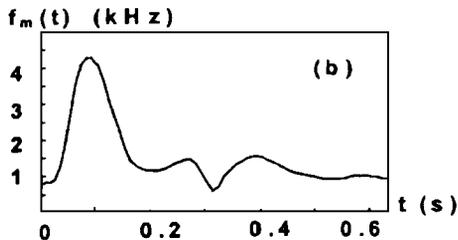


图 2(b) 用于信号仿真的平均频率曲线

3.3 参数模型法

在利用传统的短时快速傅立叶变换分析信号时, 窗函数之所以会引起谱展宽从而导致频谱分析精度的下降, 是因为引入了信号在窗以外均为零的假设。而基于模型的参数估计法非但不需要这样的假设, 而且认为: 在已知的感兴趣的信号段以外的信号可以从该已知信号预测出来。从这一点来看, 参数估计法的频谱分析精度要高于传统的短时傅立叶变换法。参数模型法一般可分为自回归(AR)模型法、滑动平均(MA)模型法和自回归滑动平均(ARMA)模型法, 有许多学者在这方面作了研究, 下面仅介绍较典型的一种: 改进的协方差法。

改进的协方差法^[4]是基于 AR 模型的一种参数估计法。此方法中, 模型的参数 $a[i]$, $i = 1, \dots, p$ (p 为模型阶数), 可通过求解下列改进的协方差方程组而得到:

$$\begin{bmatrix} c(1, 1) & c(1, 2) & \dots & c(1, p) \\ c(2, 1) & c(2, 2) & \dots & c(2, p) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c(p, 1) & c(p, 2) & \dots & c(p, p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(1) \\ a(2) \\ \dots \\ a(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c(1, 0) \\ c(2, 0) \\ \dots \\ c(p, 0) \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中 $c(i, j) = \left[\sum_{n=p}^{N-1} x^*(n-i)x(n-j) + \sum_{n=0}^{N-1-p} x(n+i)x^*(n+j) \right] / 2(N-p)$, $x(n)$ ($n = 1, \dots, N$) 是需分析的多普勒信号, N 是该信号的时间长度, 而白噪声的方差 σ^2

可由下式得到

$$\sigma^2 = c(0, 0) + \sum_{k=1}^p a(k)c(0, k) \quad (16)$$

则信号的频谱为:

$$S(f) = \sigma^2 / \left| 1 + \sum_{k=1}^p a(k) \exp(-j2\pi k f / f_s) \right|^2 \quad (17)$$

$$\text{benefit}(p) = \frac{1}{W_{bf} \text{bias}_f(p) + W_{sf} \text{std}_f(p) + W_{bb} \text{bias}_b(p) + W_{sb} \text{std}_b(p)} \quad (19)$$

其中 $\text{bias}_f(p)$ 和 $\text{std}_f(p)$ 分别为平均频率估计的偏差和标准方差, $\text{bias}_b(p)$ 和 $\text{std}_b(p)$ 为频谱带宽估计的偏差和标准方差, W_{bf} , W_{sf} , W_{bb} , W_{sb} 为相应的权重函数。 p 取值应使付出和获得因子 cb 等于最小。经研究, 对多普勒信号, 阶数 p 一般取为 4。

其中 f_s 是采样频率。应用这种方法时, 计算的复杂性随着阶数 p 的增大而增大, 因此 p 的选取可以因子 cb 为标准, 其中 cb 为:

$$cb(p) = \text{cost}(p) / \text{benefit}(p) \quad (18)$$

其中 $\text{cost}(p)$ 是阶数为 p 时的计算复杂度, 而 $\text{benefit}(p)$ 为:

复 (20)、(21)、和 (22) 式, 使滤波器系数逼近它的最优结果 $g^* = [g_0^* \dots g_{p-1}^*]$, 而 AR 模型系数 a_k 和 g^* 有下列关系:

$$a_k = \frac{g_k^*}{g_0^{*-1}} \quad k = 1, \dots, p-1 \quad (23)$$

因此信号的功率谱密度可按 (17) 式计算。

3.4 时间-频率分布法

以上的频谱分析方法只在频率域考察信号的特性, 它们的前提条件为信号是平稳的, 但是超声多普勒信号通常是非平稳的, 因此应该寻找一种合理表征非平稳信号时间频率特性的方法。近年来在数字信号处理领域提出的信号的时间-频率分布就满足这样要求, Cohen 族时间-频率分布就是这方面有代表性的一类。

信号 $x(t)$ 的 Cohen 变换为:

$$C(\omega, t, \Phi) = \iiint_{\xi, \tau} \phi(\xi, \tau) x(u + \tau/2) x^*(u - \tau/2) du d\tau d\xi / 2\pi \quad (24)$$

其中 $\phi(\xi, \tau)$ 称为核。Cohen 族中已有 4 种方法已被应用于超声多普勒信号的分析。

(1) Wigner-Ville 分布^[6]

Cohen 族的核 $\phi(\xi, \tau)$ 取为 1, 可得到 Wigner-Ville 分布, 表达式为:

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\tau/2}^{\tau/2} x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (25)$$

它可以看成信号的瞬时对称相关函数 $r_x(t, \tau) = x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2)$ 对 τ 的傅立叶变换。实际计算时, 通常取伪 Wigner-Ville 分布, 其表达式为:

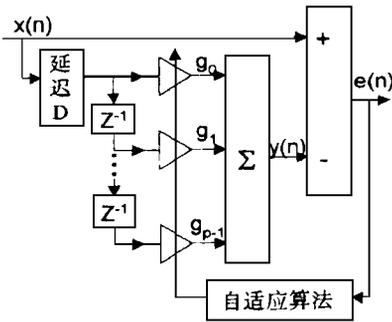


图 3 自适应 AR 模型法示意图

参数模型法进一步发展为自适应参数模型法, 这里仅介绍自适应 AR 模型的一种方法^[5], 它采用横向结构的随机梯度法, 如图 3 所示。

设信号为 $x(n) = [x_n \dots x_{n-p+1}]$, 滤波器系数为 $g(n) = [g_0(n) \dots g_{p-1}(n)]$, 则输出 $y(n)$ 为:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{p-1} g^k(n) x(n-k) \quad (20)$$

误差为:

$$e(n) = x(n) - y(n) \quad (21)$$

系数更新值为:

$$g(n+1) = g(n) + 2\mu e(n)x(n) \quad (22)$$

其中 μ 为步长, 随着新数据的输入, 不断重

$$W(f, t) = \int_{t-\tau/2}^{t+\tau/2} W(\tau/2) x(t+\tau/2) x^*(t-\tau/2) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (26)$$

其中 $W(t)$ 是用于平滑的窗函数。

由于 Wigner-Ville 分布对信号不是线性变换, 因此不同频率成分之间会发生交叉项的效应, 从而影响了频谱分析的精度。

(2) Choi-Williams 变换法^[6]

Choi-Williams 变换法是克服 Wigner-Ville 分布中交叉项影响的一种方法, 此时 Cohen 族中的核 $\Phi(\xi, \tau)$ 取为指数型 $\exp(-\xi^2 \tau^2 / \sigma)$, 其中 $\sigma(\sigma > 0)$ 是尺寸因子, 则 Choi-Williams 分布为:

$$CW(f, t) = \int_{t-\tau/2}^{t+\tau/2} \frac{1}{4\pi^2/\sigma} \exp[-\frac{(u-t)^2}{4\tau/\sigma}] x(u+\tau/2) x^*(u-\tau/2) du d\tau \quad (27)$$

当信号的幅度和频率变化较快时, σ 取较大的值 ($\sigma > 1.0$); 而当信号的幅度和频率变化较慢时, σ 取较小的值 ($\sigma < 1.0$)。一般来说, 较好的 σ 值在 0.1 ~ 10 范围内选取。对多普勒信号, σ 一般在 1 ~ 2 之间取值较好。虽然 Choi-Williams 变换对多普勒信号的频谱分析精度比 Wigner-Ville 分布要高, 但是以付出大量的计算为代价的。

(3) Bessel 核发布^[7]

还有学者研究 Bessel 核 $\frac{J_1(2\pi\alpha\xi\tau)}{\pi\alpha\xi\tau}$, 其中 $\alpha(\alpha > 0)$ 也是一种尺寸因子, J_1 是一阶第一类 Bessel 函数, 则其分布为:

$$BD(t, \omega) = \int_{t-\tau/2}^{t+\tau/2} \frac{2}{\pi\alpha|\tau|} \left[1 - \left(\frac{u-t}{\tau}\right)^2 \right] \left(\frac{u-t}{2\alpha\tau}\right) x(u+\tau/2) x^*(u-\tau/2) du d\tau \quad (28)$$

$$\text{其中 } \left(\frac{u-t}{2\alpha\tau}\right) = \begin{cases} 1 & |u-t| \leq \alpha\tau \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (29)$$

Bessel 核的时间-频率分布和 Choi-Williams 分布的计算量差不多, 但均比 Wigner-Ville 分布的计算量大得多。Bessel 声学技术

核的时间-频率分布对多普勒信号的频谱分析精度比 Choi-Williams 分布略好, 它们均优于 Wigner-Ville 分布。不过, 利用 Bessel 核的时间-频率分布分析多普勒信号时, 因子 α 的最优取值有待进一步的研究。

(4) 复合型核时间-频率分布^[6]

这种方法中核 $\Phi(\xi, \tau)$ 取为:

$$\Phi(\xi, \tau) = \exp(-2\pi^2 \xi^2 \tau^2 / \sigma^2) \cos(2\pi\beta\xi\tau) \quad (30)$$

则相应的时间-频率分布表达式为:

$$Z(t, f) = \iiint_{\tau, \xi} j^{2\pi(\xi + f\tau - \xi u)} \Phi(\xi, \tau) x(u + \tau/2) x^*(u - \tau/2) du d\tau d\xi \quad (31)$$

复合型核时间-频率分布和 Wigner-Ville 分布之间有一定的关系, 当 σ , β 0, 该分布就转化为 Wigner-Ville 分布。虽然复合型时间-频率分布可大大克服 Wigner-Ville 分布中的交叉项影响。但是它的计算量比 Bessel 核时间-频率或 Choi-Williams 分布还大得多。因此到底采用何种时间-频率分布方法, 取决于计算负担和分析精度的折衷。

4 结 论

超声多普勒信号的频谱分析方法有许多种, 不同的方法分析精度不同, 一般来说, 时间-频率分布和参数模型法的分析精度较高, 但要付出计算量为代价。而平稳性提高法和频谱宽度校正法在计算量不增加太多的情况下, 可以得到信号频谱的较好估计, 在一些场合下有一定的应用前景。即使是精度较差的传统方法: 短时快速傅立叶变换法, 由于计算简单, 便于实时实现, 因此仍有一定的应用范围。到底采用何种方法, 取决于分析问题的具体要求。

参考文献

1 Fish PJ. Nonstationarity broadening in pulsed Doppler spectrum measurements. *Ultrasound Med. Biol.*, 1991; 17: 147 ~ 155

2. 汪源源, Fish PJ. 利用平稳性提高法估计脉

冲多普勒信号的频谱宽度. 复旦学报(自然科学版), 1996; 35: 545 ~ 550

3 Wang YY, Fish PJ. Correction for nonstationary and window broadening in Doppler spectrum estimation. IEEE signal processing letters. 1994; 4: 18 ~ 20

4 Ruano MG, Fish PJ. Cost/benefit criterion for selection of pulsed Doppler ultrasound spectral mean frequency and bandwidth estimators. IEEE trans. BME, 1993; 40: 1338 ~ 1341

5 汪源源, 王威琪. 自适应谱线增强技术提取

噪声中弱超声多普勒血流信号及其频谱. 复旦学报(自然科学版), 1994; 33: 33 ~ 40

6 Wang YY, Fish PJ. Comparison of Doppler signal analysis techniques for velocity waveform, turbulence and vortex measurement: a simulation study. Ultrasound Med. Biol., 1996; 22: 635 ~ 649

7 Guo ZY, Durand LG, Lee HC. The time-frequency distributions of nonstationary signals based on a Bessel kernel. IEEE trans. signal processing, 1994; 42: 1700 ~ 1707

(上接第 56 页)

决边界的学习。另外, 径向基函数良好的群聚能力则改善 BP 网络的泛化能力。相反, 由于水声目标辐射噪声类间特征重叠严重, 适用于群聚特征的单纯径向基函数网络容易产生类间模糊, 也难取得好的识别效果, BP 网络的细化划分正好弥补了这一缺陷。因径向基网络学习速度很快, 第 1 层网络的训练只需较少的时间, 而维数的降低则使后面 BP 网络的训练大大简化, 因此, 该网络在训练速度上也比 BP 网络有了较大的提高。为了进一步减少训练时间, 后级的 BP 网络还可采用改进的卡尔曼快速算法进行训练。

参考文献

1 Richard P. Lippmann. Pattern classification

using neural networks. IEEE Communications Magazine, 1989; Nov: 47 ~ 64

2 郑君里, 杨行峻. 人工神经网络. 高等教育出版社, 1992: 26 ~ 89

3 M. T. Musavi, W. Ahmed, K. H. Chan, K. B. Farris, D. M. Hummels. On the training of radial basis function classifiers. Neural Networks, 1992; 5: 595 ~ 603

4 Jang, J. S. R & Sun, C. T. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems. IEEE Transactions on Neural Networks, 1993; 4(1): 156 ~ 158

5 Heggere S. R., Derek E. K. & S. Richard F. Sims. Self partitioning neural networks for target recognition. Neural Networks. 1995; 8: 1475 ~ 1486