

## 第四章 相位噪声测量中的功率谱估计方法

在相位噪声频域测量方法中,无论是鉴频法、鉴相法或直接数字化测量方法,在采用专用相位提取电路获取被测信号相位信息后,根据相位噪声测量理论,需要对其进行功率谱估计以求得被测信号的相位噪声。因此功率谱估计方法是相位噪声测试中的关键技术之一,本章主要研究用于相位噪声测量中的功率谱估计方法。

### 4.1 非参数模型的功率谱估计方法

#### 4.1.1 基本方法及改进方法

非参数模型方法的理论基础是信号功率谱的两种定义,设时域离散信号为  $f(k)$ , 则其第一种功率谱密度定义为:

$$\Phi(n) = \lim_{N \rightarrow \infty} E \left\{ \frac{1}{N} \left| \sum_{k=0}^{N-1} f(k) e^{-j \frac{2\pi}{N} kn} \right|^2 \right\} \quad \text{式(4.1)}$$

当  $N \rightarrow \infty$  时,  $\frac{2\pi}{N} \rightarrow 0$ ,  $\frac{2\pi}{N} n$  趋近与连续值, 因此式(4.1)也可写为:

$$\Phi(\omega) = \lim_{N \rightarrow \infty} E \left\{ \frac{1}{N} \left| \sum_{k=0}^{N-1} f(k) e^{-j\omega k} \right|^2 \right\} \quad \text{式(4.2)}$$

功率谱密度的第二种定义是根据宽平稳随机过程的自相关函数与功率谱密度的关系而给出的, 具体为:

$$\Phi(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} r(k) e^{-j\omega k} \quad \text{式(4.3)}$$

可以证明, 当宽平稳随机过程的自协方差序列  $\{r(k)\}$  满足式(4.4)的假设条件时, 式(4.2)和式(4.3)给出的两种定义是等价的。

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{k=-N}^N |k| |r(k)| = 0 \quad \text{式(4.4)}$$

由式(4.2)和式(4.3)给出的两种定义可分别得到功率谱估计的直接法和间接法, 也称为周期图法和自相关法。

#### 1. 周期图法

依据宽平稳随机信号功率谱密度的第一种定义, 即式(4.2)为基础计算信号功率

谱密度的方法称为周期图法。实际应用中，当信号的可用信息由样本  $\{f(k)\}_{k=0}^{N-1}$  给出时，不能直接利用式(4.2)进行求期望和极限运算，周期图法的谱估计器为：

$$\hat{\Phi}_p(n) = \frac{1}{N} \left| \sum_{k=0}^{N-1} f(k) e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \right|^2 \quad \text{式(4.5)}$$

将功率谱估计结果的频率变量表示为  $\omega$  时，取  $\frac{2\pi}{N}n = \omega$ ，其中  $\frac{2\pi}{N}$  为估计结果的频域谱线间隔，即频率分辨率，这样式(4.5)可表示为：

$$\hat{\Phi}_p(\omega) = \frac{1}{N} \left| \sum_{k=0}^{N-1} f(k) e^{-j\omega k} \right|^2 \quad \text{式(4.6)}$$

式(4.5)和式(4.6)中  $\hat{\Phi}_p(\omega)$  的下标  $p$  表示其为周期图法的功率谱估计结果。

## 2. 自相关法

依据宽平稳随机信号功率谱密度的第二种定义，即式(4.3)为基础计算信号功率谱密度的方法称为自相关法。自相关法的谱估计器为：

$$\hat{\Phi}_c(\omega) = \sum_{k=-(N-1)}^{N-1} \hat{r}(k) e^{-j\omega k} \quad \text{式(4.7)}$$

式(4.7)中  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  的下标  $c$  表示其为自相关法的功率谱估计结果， $\hat{r}(k)$  表示样本序列的自协方差序列  $r(k)$  的估计值。有两种方法估计样本信号的自协方差序列：

$$\hat{r}(k) = \frac{1}{N-k} \sum_{m=k+1}^N f(m) f^*(m-k) \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad \text{式(4.8)}$$

和

$$\hat{r}(k) = \frac{1}{N} \sum_{m=k+1}^N f(m) f^*(m-k) \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad \text{式(4.9)}$$

其中式(4.8)为自协方差序列  $r(k)$  的无偏估计方法，而式(4.9)为自协方差序列  $r(k)$  的有偏估计方法。就功率谱估计应用来讲，有偏估计方法更为常用，原因主要为：

- 1) 一般情况下平稳信号的自协方差函数随  $k$  的增加而衰减很快，即当  $k$  很大时  $r(k)$  很小。比较式(4.8)和式(4.9)可知当  $k$  较大时有偏估计式(4.9)得到的  $\hat{r}(k)$  很小，而无偏估计式(4.8)得到的  $\hat{r}(k)$  不一定小而且不稳定。因此当  $k$  较小时两种估计的性能相近，而当  $k$  较大时有偏估计结果比无偏估计结果会更为准确。

- 2) 由式(4.9)计算得到的序列  $\hat{r}(k)$  是半正定的，而式(4.8)不具有这一性质。

当采用有偏自协方差序列估计式，可以证明  $\hat{\Phi}_p(\omega)$  和  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  的估计性能是一致的。因此以下研究功率谱估计的性能和指标时，主要针对自相关法进行分析，

得到的结论也适用于周期图法。

统计特性是衡量一种估计方法性能的重要方式。估计的总均方误差等于其偏差的平方与其方差的和，因此常用估计器的偏差和方差指标来评价估计器的性能。以下分别研究和分析自相关法的偏差性能和方差性能。

### (1) 自相关法的偏差性能分析

由式(4.7)可得：

$$E\{\hat{\Phi}_c(\omega)\} = \sum_{k=-(N-1)}^{N-1} E\{\hat{r}(k)\} e^{-j\omega k} \quad \text{式(4.10)}$$

若采用式(4.9)给出的自协方差序列  $r(k)$  的有偏估计，则：

$$E\{\hat{r}(k)\} = \left(1 - \frac{|k|}{N}\right) r(k) \quad \text{式(4.11)}$$

将式(4.11)代入式(4.10)得：

$$E\{\hat{\Phi}_c(\omega)\} = \sum_{k=-(N-1)}^{N-1} \left(1 - \frac{|k|}{N}\right) r(k) e^{-j\omega k} \quad \text{式(4.12)}$$

定义函数：

$$w_B(k) = \begin{cases} 1 - \frac{|k|}{N}, & k = 0, \pm 1, \dots, \pm(N-1) \\ 0, & \text{其它 } k \text{ 值} \end{cases} \quad \text{式(4.13)}$$

式(4.13)定义的函数即为 Bartlett 函数。利用该函数，可将式(4.12)写为 DTFT 形式：

$$E\{\hat{\Phi}_c(\omega)\} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} [w_B(k) r(k)] e^{-j\omega k} \quad \text{式(4.14)}$$

式(4.14)可以理解为，自相关法谱估计结果  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  的期望为自协方差序列  $r(k)$  与 Bartlett 函数  $w_B(k)$  乘积的 DTFT，根据 DTFT 的性质，它也等于  $r(k)$  和  $w_B(k)$  各自的 DTFT 卷积除以  $2\pi$ ，即：

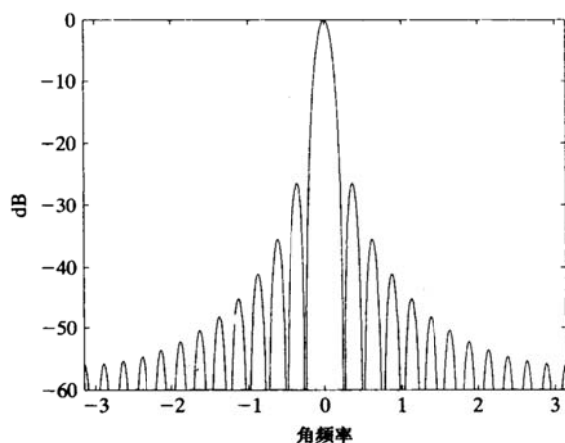
$$E\{\hat{\Phi}_c(\omega)\} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \phi(\psi) W_B(\omega - \psi) d\psi \quad \text{式(4.15)}$$

Bartlett 函数  $w_B(k)$  的频谱  $W_B(\omega)$  也称为 Fejer 核，可表示为：

$$W_B(\omega) = \frac{1}{N} \left[ \frac{\sin(\omega N/2)}{\sin(\omega/2)} \right]^2 \quad \text{式(4.16)}$$

$W_B(\omega)$  的频域图如图 4.1 所示。

根据式(4.15)，由卷积性质可知，Bartlett 函数  $w_B(k)$  的频谱特性决定了自相关法估计结果期望与真实功率谱  $\Phi(\omega)$  的接近程度。影响的主要因素是  $W_B(\omega)$  的主瓣带宽和旁瓣大小。


 图 4.1  $W_B(\omega)$  的频域图

$W_B(\omega)$  的主瓣对被估计的谱起模糊和平滑的作用，该作用使谱估计算法不能分辨频率间隔小于主瓣带宽的频谱细节，即决定了谱估计方法的频率分辨率。对自相关法来讲， $W_B(\omega)$  的半功率带宽为  $2\pi/N$  弧度，即  $1/N$  赫兹频率。因此自相关法的谱分辨率极限为  $1/N$ 。

$W_B(\omega)$  旁瓣的作用是将信号中某一频段内的功率扩散到存在很小功率或不存在的功率的频段，称为频谱泄漏。旁瓣越大，则频谱泄漏越严重。

当样本长度较小时，对动态范围大的信号，自相关法的偏差问题会比较严重。但由于：

$$\lim_{N \rightarrow \infty} E \{ \hat{\Phi}_c(\omega) \} = \Phi(\omega) \quad \text{式(4.17)}$$

因此自相关法是一个渐进无偏的谱估计器，通过增大样本长度  $N$  可以很好的消除  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  的偏差。

## (2) 自相关法的方差分析

复白噪声序列  $\{e(k)\}$  满足如下定义：

$$\begin{cases} E \{ e(k) e^*(m) \} = \sigma^2 \delta_{k,m} \\ E \{ e(k) e(m) \} = 0 \end{cases} \quad \text{对于所有的 } k \text{ 和 } m \quad \text{式(4.18)}$$

计算复对称高斯白噪声情况下功率谱估计  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  的渐进方差或协方差，则有如下结论：

$$\lim_{N \rightarrow \infty} E \left\{ \left[ \hat{\Phi}_c(\omega_1) - \Phi(\omega_1) \right] \left[ \hat{\Phi}_c(\omega_2) - \Phi(\omega_2) \right] \right\} = \begin{cases} \Phi^2(\omega_1), & \omega_1 = \omega_2 \\ 0, & \omega_1 \neq \omega_2 \end{cases} \quad \text{式(4.19)}$$

将高斯白噪声序列  $\{e(k)\}$  经线性滤波后得到一般线性信号：

$$f(k) = \sum_{m=1}^{\infty} h_m e(k-m) \quad \text{式(4.20)}$$

对于满足式(4.20)的一般线性信号，当  $N \gg 1$  时满足：

$$\hat{\Phi}_f(\omega) = |H(\omega)|^2 \hat{\Phi}_e(\omega) + \Theta(1/\sqrt{N}) \quad \text{式(4.21)}$$

其中  $\Theta(1/N^\alpha)$  表示一个对于某些  $\alpha > 0$  的值, 其二阶矩的平方根随着  $N \rightarrow \infty$  至少以  $1/N^\alpha$  的速度趋近于零的随机变量。

综合式(4.19)和式(4.21)可知, 式(4.19)所表示的渐进方差对于式(4.20)定义的一般线性信号同样有效。由此可知, 对于一般信号, 自相关法估计结果是渐进 ( $N \gg 1$ ) 不相关的随机变量。因此, 自相关法是非一致谱估计器, 其估计值围绕真实的功率谱密度值上下波动, 即使样本长度增加到无限长, 其方差也不为零。而且由于估计值  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  对于较大的  $N$  值是不相关的, 该方法估计结果表现出类似白噪声的不稳定性。

上述偏差和方差性能分析中也适用于周期图法。由于就其偏差性能而言, 周期图法和自相关法是渐进无偏的谱估计器, 通过增大样本长度  $N$  可以很好的减小其偏差, 因此其方差的非一致性和不稳定性是周期图法和自相关法估计性能的主要问题。以下讨论的非参数模型法的几种改进方法的基本思想均是针对这一问题, 通过牺牲偏差性能来实现对方差性能的改善。

### 3. Blackman-Tukey 方法

自相关法谱估计器统计特性较差主要由两个原因引起: 一是  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  中在极端情况 ( $|k| \approx N$  时) 下对  $\hat{r}(k)$  的估计精度较差; 二是在  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  中累积了较大的协方差估计的误差。因此, 可以通过截断式(4.7)中  $\hat{r}(k)$  的序列以消除  $|k| \approx N$  时  $\hat{r}(k)$  的误差较大的估计值对  $\hat{\Phi}_c(\omega)$  估计结果的影响。Blackman-Tukey 估计器就是基于该思想而设计的, 具体如下:

$$\hat{\Phi}_{BT}(\omega) = \sum_{k=-(N-1)}^{N-1} w(k) \hat{r}(k) e^{-j\omega k} \quad \text{式(4.22)}$$

其中函数  $w(k)$  称为延迟窗, 通过该函数对样本协方差序列的延迟进行加权, 消除  $|k| \approx N$  时  $\hat{r}(k)$  的误差较大的估计值对功率谱估计结果的影响。 $\hat{\Phi}_{BT}(\omega)$  的下标 BT 为表示 Blackman-Tukey 估计器的谱估计结果。

由式(4.22)可知 Blackman-Tukey 估计器的谱估计结果  $\hat{\Phi}_{BT}(\omega)$  为延迟窗  $w(k)$  与  $\hat{r}(k)$  的乘积的 DTFT, 也等于  $w(k)$  和  $\hat{r}(k)$  分别的 DTFT 的卷积, 即:

$$\hat{\Phi}_{BT}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \hat{\Phi}_c(\omega) * W(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \hat{\Phi}_c(\psi) W(\omega - \psi) d\psi \quad \text{式(4.23)}$$

其中  $W(\omega)$  为延迟窗  $w(k)$  的 DTFT。由式(4.23)可知 Blackman-Tukey 估计器相当于自相关法估计器的局部加权平均, 其局部加权的特性决定于  $W(\omega)$ , 因此也将  $W(\omega)$  称为频谱窗。Blackman-Tukey 估计器中可通过不同的窗函数实现不同的谱估计性能, 窗函数对功率谱估计效果的影响主要表现在以下方面: 周期图法和自相关法的主要局限性在于方差较大, Blackman-Tukey 方法在当前频率点  $\omega$  处的邻域

内对估计结果进行加权平均，从而降低了谱估计的方差；另一方面，频谱窗  $W(\omega)$  引起的平滑效应会降低频率分辨率，延迟窗长度  $M$  越小，方差减小越大而分辨率也越低。

#### 4. Bartlett 法

Bartlett 法谱估计的基本思想是将具有  $N$  个样值点的样本分成  $L = N/M$  个子样本，每个子样本共有  $M$  个样值点，对每个子样本分别利用周期图法进行功率谱估计，然后对  $L$  个估计结果进行平均，以此减小周期图法估计结果的波动性。具体描述如下，设：

$$f_j(k) = f((j-1)M + k) \quad \begin{matrix} k = 0, 1, 2, \dots, M-1 \\ j = 0, 1, 2, \dots, L-1 \end{matrix} \quad \text{式(4.24)}$$

表示第  $j$  个子样本的样值点，并设：

$$\hat{\Phi}_j(\omega) = \frac{1}{M} \left| \sum_{k=0}^{M-1} f_j(k) e^{-j\omega k} \right|^2 \quad \text{式(4.25)}$$

表示第  $j$  个子样本的周期图法估计结果。则 Bartlett 法的谱估计结果为：

$$\hat{\Phi}_B(\omega) = \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{\Phi}_j(\omega) \quad \text{式(4.26)}$$

Bartlett 方法的谱估计过程是对长度为  $M$  的子样本进行计算的，其分辨率大约为  $1/M$ 。与周期图法相比，Bartlett 方法的频率分辨率下降了  $L$  倍，但由于平均作用其方差也减小了  $L$  倍。

另一方面，由于采用了周期图法进行谱估计，参照 Blackman-Tukey 方法中的延迟窗，不加窗函数的周期图法相当于在原始样本上加了矩形窗。由于矩形窗的频谱中主瓣带宽最窄，可以实现较高的分辨率，但由于矩形窗频谱的旁瓣较大，因此其具有较大的泄漏。

#### 5. Welch 法

Welch 法在 Bartlett 法的基础上进行了两个方面的改进：一方面，Welch 方法中数据的分段允许有重叠；另一方面，每段数据在利用周期图法计算谱估计之前允许加窗函数。具体描述如下，设：

$$f_j(k) = f((j-1)K + k) \quad \begin{matrix} k = 0, 1, 2, \dots, M-1 \\ j = 0, 1, 2, \dots, S-1 \end{matrix} \quad \text{式(4.27)}$$

表示第  $j$  个数据段，式(4.27)中  $(j-1)K$  是第  $j$  个数据段的起始点。若  $K = M$  则数据段不重叠，此时即为 Bartlett 法中的样本分段方法。Welch 法中建议数据段之间具有一定的重叠，如当取  $K = M/2$  时，在连续的数据段之间有 50% 的数据重叠，共有  $S \approx 2M/N$  个数据段。

按照上述思想，Welch 法谱估计首先将分段后的数据每段单独加窗函数，计算其加窗的周期图法功率谱估计，然后将  $S$  段子样本的估计结果进行平均，以此作

为样本数据的功率谱估计结果。

第  $j$  段子样本的加窗周期图功率谱估计计算为：

$$\hat{\Phi}_j(\omega) = \frac{1}{MP} \left| \sum_{k=0}^{M-1} w(k) f_j(k) e^{-j\omega k} \right|^2 \quad \text{式(4.28)}$$

其中  $P$  表示时间窗函数  $|w(k)|$  的功率，即：

$$P = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} |w(k)|^2 \quad \text{式(4.29)}$$

对  $S$  段子样本的估计结果进行平均，即得到信号的 Welch 谱估计：

$$\hat{\Phi}_w(\omega) = \frac{1}{S} \sum_{j=0}^{S-1} \hat{\Phi}_j(\omega) \quad \text{式(4.30)}$$

相对于 Bartlett 法谱估计，Welch 法中数据分段时允许段间数据具有一定的重合，这样在总的的数据样本长度一定的情况下，增加了数据分段的段数，也就增加了式(4.30)中被平均的周期图数，可以更大程度上的改善谱估计的方差性能。另一方面，由于引入了时间窗，可以更好地控制谱估计的偏差和分辨率性能，窗函数也可减小子样本之间重合性而带来的相关性，有利于保证谱估计方差性能的改善效果。

#### 4.1.2 仿真与实验结果

如 4.1.1 节的研究结论，就功率谱估计的偏差性能而言，周期图法和自相关法是渐进无偏的谱估计器，通过增大样本长度  $N$  可以很好的减小其偏差；但就其方差性能而言，周期图法和自相关法具有非一致性和不稳定性，不能通过增大样本长度  $N$  来改进方差性能。因此方差性能是评估非参数模型法性能的重要方面。为了说明 4.1.1 节研究的功率谱估计的自相关法及改进方法的方差性能情况，本节通过不同方法和参数对宽带 ARMA 信号进行功率谱估计，以验证 4.1.1 节研究的主要结论。

本仿真采用的仿真信号为宽带 ARMA 过程，由方差为 1 的高斯白噪声  $e(k)$  通过以下模型产生：

$$f(k) = \frac{B_1(z)}{A_1(z)} e(k) \quad \text{式(4.31)}$$

其中：

$$A_1(z) = 1 - 1.3817z^{-1} + 1.5632z^{-2} - 0.8843z^{-3} + 0.4096z^{-4} \quad \text{式(4.32)}$$

$$B_1(z) = 1 + 0.3544z^{-1} + 0.3508z^{-2} + 0.1736z^{-3} + 0.2401z^{-4} \quad \text{式(4.33)}$$

样本长度为  $N$ 。

为研究功率谱估计算法的方差性能，以下仿真中利用同一种方法在相同的仿

真条件下对同一数据进行 50 次功率谱估计计算，对 50 个估计结果计算估计的均值和标准差，在同一坐标图中分别绘制该方法估计结果的均值曲线、均值加估计标准差曲线和均值减估计标准差曲线，由此可以比较和分析各种方法的方差性能。

### 1. 不同样本长度时自相关法估计方差性能比较

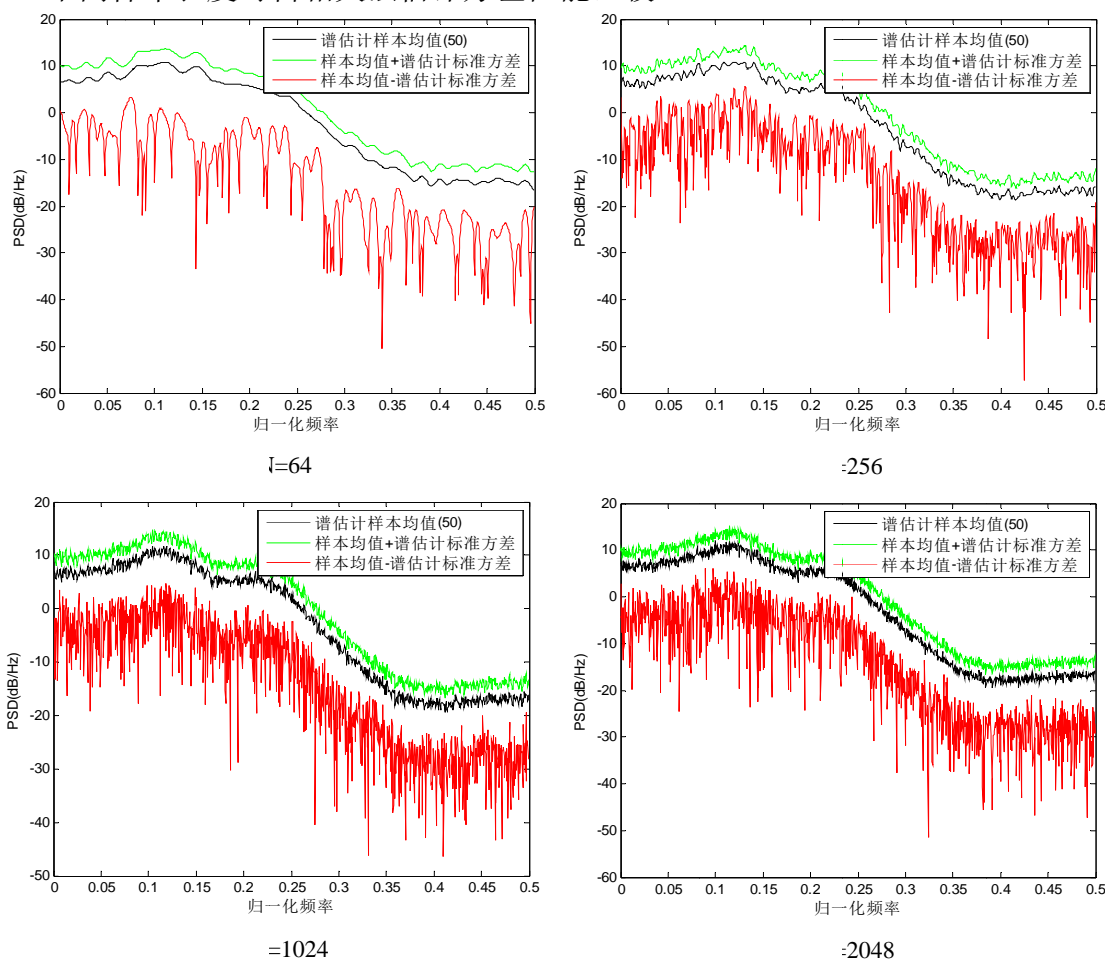


图 4.2 样本长度对自相关法方差性能的影响

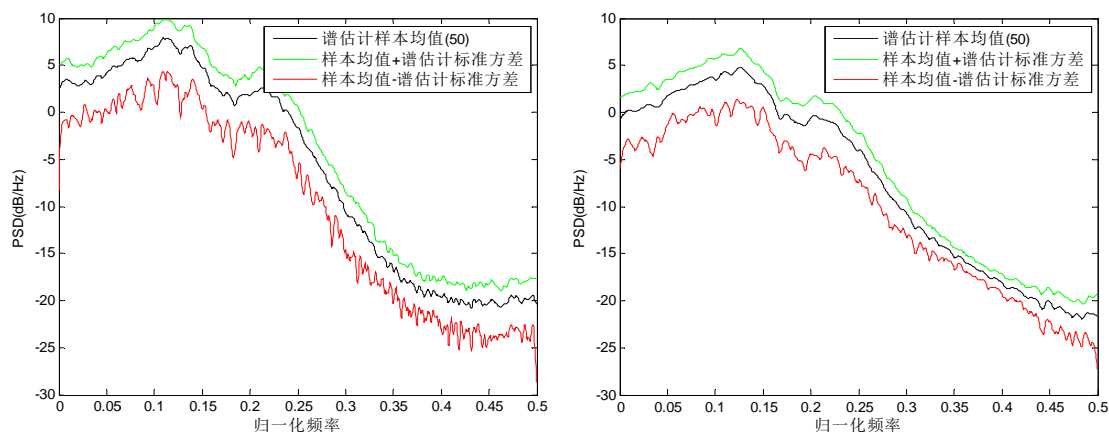
为说明样本长度对方差性能的影响，仿真中分别取样本长度  $N$  为 64、256、1024、2048 进行功率谱估计，仿真结果如图 4.2 所示。

由图 4.2 的仿真结果可知，随着仿真采用的样本长度  $N$  的增加，功率谱估计结果始终在估计均值曲线上下 20dB 范围内变化，没有随  $N$  的增大而得到改善。该仿真结果说明了自相关法谱估计方法的方差具有非一致性和不稳定性，不能通过增大样本长度  $N$  来改进方差性能。

### 2. Blackman-Tukey 方法的方差性能仿真

按照 4.1.1 节的讨论，Blackman-Tukey 法是对自相关法改进的一种方法，它对相关函数估计结果乘窗函数（窗长度  $M$  小于数据长度  $N$ ）后进行功率谱估计，这样可以从两方面改进自相关法方差性能：一是减小了当  $k$  接近于  $N$  时自相关函数误差对估计精度的影响；二是降低了协方差估计的累积误差。可通过仿真实验验证上述结论。





4,  $M=N/16$

图 4.3 Blackman-Tukey 方法谱估计窗函数长度及方差性能比较

图 4.3 给出了取不同窗函数长度时 Blackman-Tukey 方法谱估计结果的比较。从图 4.3 的仿真结果可以验证, Blackman-Tukey 方法使功率谱估计的方差性能得到了改善。当窗函数长度  $M = N/4$  和  $M = N/16$  时估计结果基本上在样本均值 10dB 范围内波动, 窗函数长度  $M = N/16$  时在归一化频率大于 0.25 时波动范围更小。由上述仿真可以验证, Blackman-Tukey 方法与周期图法和自相关法相比, 估计结果偏离样本均值的波动范围变小, 方差性能得到改善, 波形更为平滑。同时, Blackman-Tukey 方法还可通过调整窗函数改变方差的改善程度, 窗函数使该方法的谱估计性能更为灵活。当然由于窗函数长度  $M < N$ , 同时由于所用窗函数的主瓣宽度大于矩形窗函数的主瓣宽度, Blackman-Tukey 方法的频率分辨率较自相关法会有所下降。

### 3. Bartlett 方法的方差性能仿真

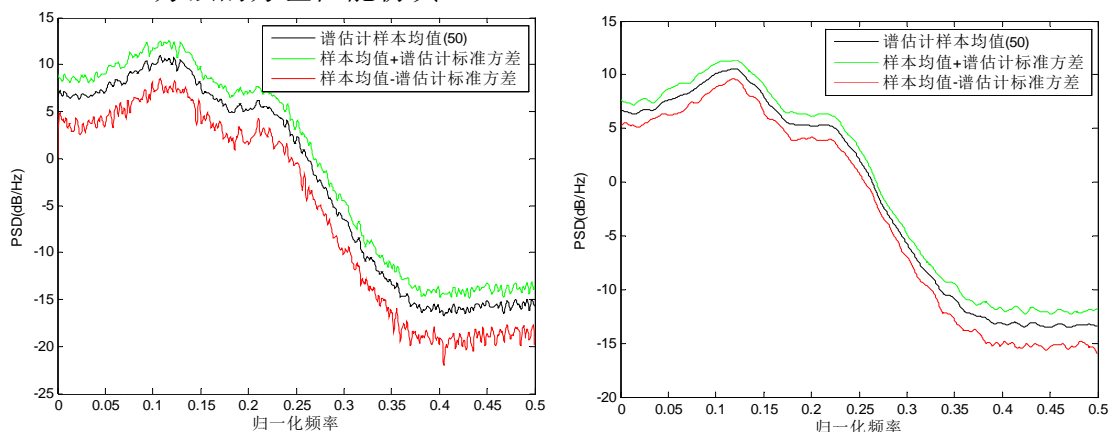


图 4.4 不同段数时 Bartlett 方法谱估计方差性能比较

如 4.1.1 节研究结论, Bartlett 方法通过将被估计的时域数据进行分段, 对每段利用自相关法进行功率谱谱估计, 将每段估计结果进行平均后作为最终的功率谱估计结果。为验证分段长度即分段数对功率谱估计方差性能的影响, 分别采用段数为 4 和 16 时利用 Bartlett 方法对样本数据进行 50 次功率谱估计, 仿真结果如图

4.4 所示。

从图 4.4 的仿真结果可以验证，采用 Bartlett 方法进行功率谱估计时，由于分段后的平均作用，估计的方差性能得到了明显的改善。图 4.4(a)中分段数为 4，估计结果基本在均值曲线上下 6dB 的范围内波动，随着分段数的增加，图 4.4(b)中分段数达到 16 时，估计结果在均值曲线上下波动的范围就进一步缩小到 2~3dB 甚至更小。但同时，由于分段减小了每段功率谱估计的数据长度，估计结果的频率分辨率变差，随着段数增加，图 4.4(b)中的频率分辨率更差。

#### 4. Welch 方法的方差性能仿真

Welch 方法是在 Bartlett 方法的基础上进行了两方面的改进：一是对被估计样本数据分段时允许段间具有一定的重合度，这样在相同的样本长度和分段数情况下增加了段数据长度，有利于改善频率分辨率的下降。二是对每段数据进行功率谱估计时允许加窗函数，这样可以通过窗函数灵活地调整段功率谱估计的性能。

图 4.5 给出了不同段数时 Welch 方法谱估计方差性能的仿真比较。

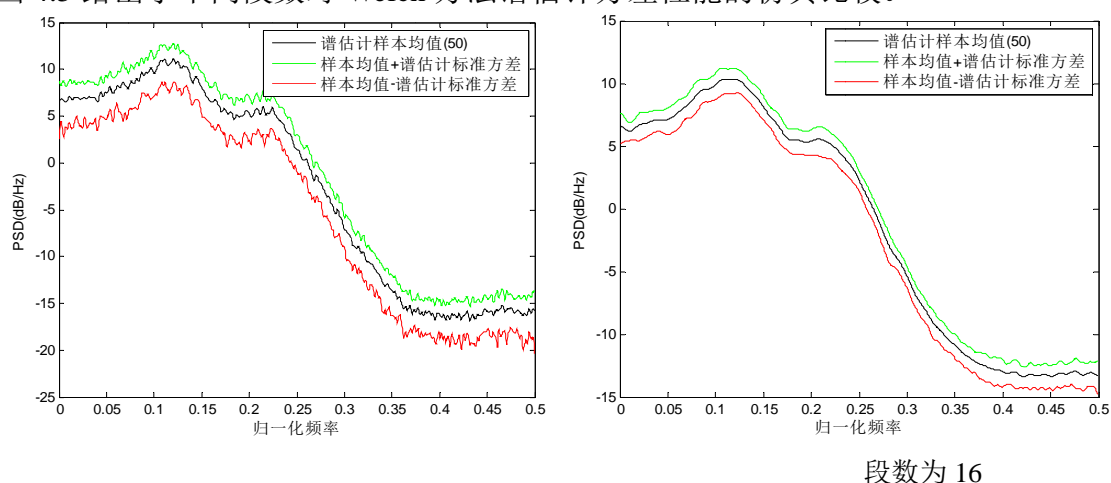


图 4.5 不同段数时 Welch 方法谱估计方差性能比较

由图 4.5 的仿真结果可知，类似于 Bartlett 方法，通过分段，Welch 方法对方差性能也具有明显地改善。同时 Welch 方法可通过段间重合度和窗函数的调整更为灵活地调节谱估计各项指标性能。

4.1 节的研究表明，非参数模型的功率谱估计方法中，周期图法和自相关法具有基本相同的估计性能。就其偏差性能而言，这两种方法是渐进无偏的谱估计器，通过增大样本长度可以很好的减小其偏差；但就其方差性能而言，这两种方法具有非一致性和不稳定性，不能通过增大样本长度来改进方差性能。因此几种改进方法分别通过窗函数、分段等技术手段改善其方差，但在同等条件下，这些方法均是以牺牲偏差和频率分辨率等性能来改善方差的。因此在实际应用中，应根据实际需要选择合适的估计参数。