

# 인공판막의 판막음 스펙트럼 분석방법 비교

이회중<sup>1</sup>, 김상현<sup>2</sup>, 장병철<sup>3</sup>, 탁계래<sup>4</sup>, 조범구<sup>3</sup>, 유선국<sup>1</sup>  
연세대 의과대 의용공학교실<sup>1</sup>, 심혈관연구소<sup>2</sup>, 흉부외과<sup>3</sup>, 건국대 의학공학과<sup>4</sup>

## Comparison of Spectral Analysis Methods of Prosthetic Heart Valve Sound

H.J.Lee<sup>1</sup>, S.H.Kim<sup>2</sup>, B.C.Chang<sup>3</sup>, G.Tack<sup>4</sup>, B.K.Cho<sup>3</sup>, S.K.Yoo<sup>1</sup>  
Dept. of Biomedical Eng.<sup>1</sup>, Cardiovascular Research Institute<sup>2</sup>,  
Dept. of Thorac. & Cardiovas. Surg., Yonsei Univ.<sup>3</sup>, Dept. of Biomedical Eng., Konkuk Univ.<sup>4</sup>

### ABSTRACT

The analysis of heart sounds is a noninvasive diagnostic method useful to diagnose heart valve function. In this paper we compared the ability of spectral analysis method for prosthetic heart valve sounds. Phonocardiograms of prosthetic heart valve were analyzed in order to derive frequency domain feature suitable for the classification of the valve state. The FFT-based methods did not provide sufficient frequency resolution to completely characterize the spectrum of prosthetic heart valve sounds. A high resolution parametric methods were shown to give superior frequency resolution. In parametric methods, all methods provide a 1st & 2nd & 3rd frequency component. But Shank method provided a most dominant frequency peak.

### 1. 서론

인공판막의 스펙트럼 분석은 인공판막의 상태를 관찰하는데 있어서 비외상적이고 비침입성이고 비교적 민감한 장점이 있는 진단방법이다[1]. 또한 판막음 분석 시스템은 심도자술이나 혈관조영술에 비해 장치를 크게 줄일 수 있으므로 큰 공간의 검사실을 필요로 하지 않는다.

인공판막의 닫힘에 의해 발생하는 소리의 스펙트럼 분석은 판막기능에 이상을 일으킬 수 있는 판막의 석회화, 혈전발생, 파괴 등을 조기에 발견할 수 있게 해준다. 현재까지 연구결과를 살펴보면 판막조직들이 석회화되고 경화되고 파괴되면 고주파수쪽으로 DFP(dominant frequency peak)가 이동된다는 것을 보여준다[2].

인공판막의 스펙트럼 분석에 사용되는 방법은 여

러 가지가 연구되고 있는데 크게 두 가지로 분류할 수 있다. FFT 에 기초를 두고 있는 고전적인 방법과 parametric 방법이다[2]. 이전 연구에서 FFT 에 기반을 둔 주파수 분석은 parameter 에 의한 분석법에 비해 해상도가 다소 떨어져서 인공판막의 닫힘 소리를 충분히 특성화 시키지 못했다[3]. 본 연구에서는 parametric 방법을 AR 과 ARMA model 로 분류하여 판막음을 분석하고 각 분석결과를 비교할 것이다.

### 2. 방법

#### 2.1 판막음의 기록

인공판막의 판막음은 생체판막의 판막음보다는 훨씬 높은 주파수 성분을 갖는다[4]. 그러나 생체판막과 인공판막 모두 spectral energy 가 저주파수부에서 주로 발생하므로 이번 연구에서는 주파수대를 1kHz 이하로 설정하였다. 인공판막 치환수술을 한 5명의 환자를 선정해서 반듯이 누운 상태에서 마이크로폰을 가슴에 대고 판막음을 채집하였다. 채집된 심음은 60Hz 잡음을 제거하기 위해 notch filtering 을 하였다. 심음 신호를 다중 채널 기록장치인 simultrace recorder VR-6 (Electronics for Medicine, Inc., U.S.A.)의 앰프에서 증폭하였다. 증폭된 심음은 컴퓨터로 입력되어야 하므로 이를 위해서 A/D 변환기를 사용하였다. A/D 변환기는 12 비트 변환기인 DT2801 (Data Translation, Inc., U.S.A.)을 사용하였다. 샘플링 주파수는 2 kHz 로 하였다. 채집된 심음은 차단주파수 50Hz 의 3차 Butterworth highpass filter 를 통과시키고 다시 차단주파수 950Hz 의 6차 Butterworth lowpass filter 를 통과시켰다[5]. 이렇게 처리된 신호는 ensemble average 를 하였다. 하나의 표준신호와 다른 신호들의 cross correlation 이 80% 이상이 되는 것만을 자동적으

로 검출하여 ensemble average 에 포함시켰다.

## 2.2 스펙트럼 계산 방법

본 연구에서는 parametric method 를 사용하여 스펙트럼을 계산한다. AR model 과 ARMA model 을 다음처럼 분류하여 비교한다.

### 2.2.1 Autoregressive modelling method

#### 1) Autocorrelation method

AR 방법은 다음과 같은 차등방정식에서 AR parameter  $a_k$  를 얻어서 signal 을 modelling 한다.

$$\hat{x}[n] = -a_1x[n-1] - a_2x[n-2] - \dots - a_px[n-P] \quad (1)$$

$$\epsilon[n] = x[n] - \hat{x}[n] = \sum_{k=0}^P a_k x[n-k] \quad (2)$$

error vector 는

$$\vec{\epsilon} = \vec{X} \cdot \vec{a} \quad (3)$$

여기서  $\vec{X} = [x_0 \ x_1 \ x_2 \ \dots \ x_P]$  이고

$$\vec{x}_i = [x[n_i - i] \ x[n_i + 1 - i] \ \dots \ x[n_F - i]]' \quad (4)$$

$i = 0, 1, \dots, P$

$S = \epsilon^{*T} \epsilon$  이 squared error 의 최소 합이라면 orthogonal theorem 에 의해 다음 식이 구해진다.

$$(\vec{X}^{*T} \cdot \vec{X}) \vec{a} = \begin{bmatrix} S \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

이 식이 least square 형태의 Yule-Walker equation 이다. Autocorrelation method 는  $n_i=0$ ,  $n_F=N_s+P-1$  일 때의 방법이다.  $N_s$  는 데이터 개수이고  $P$  는 AR model 의 차수이다.

#### 2) Covariance method

이 방법은 위의 (4)식에서  $n_i=P$ ,  $n_F=N_s-1$  일 때이다. covariance method 를 사용하면 correlation matrix 가 positive semidefinite 이고 Toeplitz 가 아니다. 그러므로 Levinson recursion 이 적용될 수 없고 prediction error filter 가 minimum phase 가 된다는 것도 보장할 수가 없다. 그러나 불안정한 경우가 실제로 거의 나타나지 않고 단지 측정된 데이터만을 사용하기 때문에 이 방법이 auto correlation method 보다 더 많이 사용된다.

#### 3) Modified Covariance method

Modified covariance method 는 다음과 같은 squared forward & backward error term 을 최소화하는데 중점을 둔다.

$$S^b = \sum_{n=P}^{N_s-1} (|\epsilon[n]|^2 + |\epsilon^b[n]|^2) \quad (6)$$

$$= \|\epsilon\|^2 + \|\epsilon^b\|^2$$

error term 들을 조합하면 다음과 같다.

$$S^b = \vec{a}^{*T} (\vec{X}^{*T} \cdot \vec{X} + \vec{X}^T \cdot \vec{X}^*) \vec{a} \quad (7)$$

이 식을 이용해 다음과 같은 modified covariance

Yule-Walker equation 을 얻을 수 있다.

$$(\vec{X}^{*T} \cdot \vec{X} + \vec{X}^T \cdot \vec{X}^*) \vec{a} = \begin{bmatrix} S^b \\ 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서  $\vec{X}^{*T} \cdot \vec{X} = \vec{R}$ ,  $\vec{X}^T \cdot \vec{X}^* = \vec{R}^*$  이다

#### 4) Burg method

데이터로부터 직접 AR model parameter 를 estimate 한다.

$$S^b = \sum_{n=P}^{N_s-1} (|\epsilon[n]|^2 + |\epsilon^b[n]|^2) \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} \epsilon_p[n] \\ \epsilon_p^b[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\gamma_p^* \\ -\gamma_p^* & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{p-1}[n] \\ \epsilon_{p-1}^b[n] \end{bmatrix} \quad (10)$$

일반화식은 다음과 같다.

$$\vec{\epsilon}_p = \vec{\epsilon}_{p-1}^f - \gamma_p^* \vec{\epsilon}_{p-1}^b \quad (11)$$

$$\vec{\epsilon}_p^b = \vec{\epsilon}_{p-1}^b - \gamma_p \vec{\epsilon}_{p-1}^f$$

$\gamma_p = \gamma_p^*$  이다. 위의 식들을 (9)식에 넣고 complex gradient 의 scalar form 을 사용하면

$$\gamma_p = \frac{2(\vec{\epsilon}_{p-1}^f)^{*T} \vec{\epsilon}_{p-1}^b}{\|\vec{\epsilon}_{p-1}^f\|^2 + \|\vec{\epsilon}_{p-1}^b\|^2} \quad (12)$$

그러므로  $|\gamma_p| \leq 1$  이된다.

Filter parameter 는 다음과 같이 얻어진다.

$$\vec{a}_p = \begin{bmatrix} a_{p-1} \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix} - \gamma_p^* \begin{bmatrix} 0 \\ \dots \\ \vec{a}_{p-1}^* \end{bmatrix} \quad (13)$$

### 2.2.2 Autoregressive moving average modelling method

#### 1) Prony method

입출력 관계식은 다음과 같다.

$$\hat{x}[n] + a_1 \hat{x}[n-1] + \dots + a_p \hat{x}[n-p] = b_0 \delta[n] + b_1 \delta[n-1] + \dots + b_q \delta[n-q]$$

$$\hat{x}[n] = x[n]; \quad n = 0, 1, \dots, N_s - 1$$

$x[n]$ 은 original 입력이다. 주어진 데이터 길이인  $N_s$  가  $N_s = P + Q + 1$  이면

$$\vec{X}_A \vec{a} = \vec{0} \quad (14)$$

$$\vec{b} = \vec{X}_B \vec{a}$$

그러나 이 방법은  $N_s = P + Q + 1$  일 때만 적용이 되므로 이것은 실제적이지 못하다. 따라서 위 방법의 변형으로 Prony method 를 적용한다.  $N_s$  가  $P + Q + 1$  보다 훨씬 크면 (14)식은

$$\vec{X}_A \vec{a} = \vec{\epsilon}_A \quad (15)$$

$S_A = \|\vec{\epsilon}_A\|^2$  을 minimize 하는  $\vec{a}$  를 찾으려면 다음과 같은 Yule-Walker equation 을 사용한다.

$$\begin{pmatrix} \overrightarrow{X_A^*} \\ \overrightarrow{X_A} \end{pmatrix} \overrightarrow{a} = \begin{pmatrix} S_A \\ \overrightarrow{0} \end{pmatrix} \quad (16)$$

이렇게 해서 AR parameter  $\overrightarrow{a}$  를 계산하고 (14)식을 이용하여  $\overrightarrow{b}$  를 계산한다.

2) Durbin method

Durbin method 는 MA modelling 을 좀더 쉽게 계산하는 AR modelling 에 적용시키는 것이다.  $y[n]$  을 filter  $A(z)$  에 의해서 처리된 original 데이터라고 두자.

①  $y[n]$  데이터를 AR modelling 방법에 의해 첫단계 AR model 을 찾는다.  $Y(z) \approx 1/G^{(L)}(z)$  처럼 표현한다. 여기서  $L=5 \times Q$ 이다.

② 첫단계의 AR model 의 coefficient 들을  $g[n]$  의 형태로 표현한다.  $G^{(L)}(z) \approx 1/B(z)$  에서 Q 차의 AR model 을 찾는다. MA parameter,  $b_0, b_1, \dots, b_Q$  는 AR model Yule-Walker equation 의 해로부터 얻은 계수로 나누어줌으로써 얻는다.

3) Shank method

이 방법은 주어진 데이터를 다음처럼 표시한다.

$$X(z) \approx B(z)H_A(z) \quad (17)$$

여기서  $H_A(z) = 1/A(z)$  이다. Filter  $B(z)$  는 다음식과 같은 squared error 의 합을 최소화하도록 선택한다.

$$S_B = \sum_{n=0}^{N-1} |e_B[n]|^2 \quad (18)$$

이 식은 least square Wiener filtering 방법으로 계산하면 다음과 같은 식이 된다.

$$\overrightarrow{H_A} \overrightarrow{b} = \overrightarrow{x} \quad (19)$$

MA parameter 는

$$\overrightarrow{b} = \overrightarrow{H_A}^+ \overrightarrow{x} \quad (20)$$

$\overrightarrow{H_A}^+$  는 pseudoinverse matrix 이다.

$h_A[n]$  은 다음 식과 같다.

$$h_A[n] = -a_1 h_A[n-1] - \dots - a_P h_A[n-P] + \delta[n] \quad (21)$$

3. 결과 및 고찰

그림 1~7은 각각의 방법으로 구한 spectrum이다. 표 1 에 각 spectrum 에서의 peak frequency 를 나타냈다. 각 그림을 보면 알 수 있듯이 제1주파수와 제2주파수는 모든 방법에서 비슷한 주파수대에서 peak를 보여주었다. 그러나 Shank 방법을 제외하고 나머지 방법에서는 무시할 수 없을 정도의 제3주파수 성분도 검출되었다. Shank 방법에서는 제1주파수 peak 성분이 다른 성분에 비해 특히 크고, 제2, 제3 주파수 성분들은 제1주파수 성분보다 적었고 5명의 환자에 대해 파형의 variance 도 적었다. 이러한 관점에서 살펴볼 때 판막음 스펙트

럼 분석에서 가장 좋은 분석능력을 보여주는 방법은 Shank 방법이라고 할 수 있겠다.

향후 연구에서는 생체신호분석에 있어서 좋은 분석능력을 보여주는 fast orthogonal search algorithm 을 사용하여 심음의 분석을 할 것이다.

참고문헌

[1] T.H.Joo, J.H.McClellan, R.A.Foale, G.S. Myers and R.S.Lees, "Pole-zero modelling and classification of phonocardiogram", IEEE Trans. Biomedical Eng., vol.BME-30, no.2, pp.110-118, 1983

[2] L.G.Durand, J.D.Guise, G.Cloutier, R.Guardo and M.Brais, "Evaluation of FFT-based and modern parametric methods for the spectral analysis of bioprosthetic valve sounds", IEEE Trans. Biomedical Eng., vol.BME-33, no.6, pp.572-578, 1986

[3] 김상현, 장병철, 탁계래, 허재만, 김남현, 강면식, 조범구, "혈전이 발생한 인공판막의 판막음 스펙트럼분석", 의용생체공학회 춘계학술대회, 16권 제1호, pp.105-108, 1994

[4] R.M.Rangayyan and R.J.Lehner, "Phonocardiogram signal analysis : A review", Critical Revs. Biomedical Eng., vol.33, no.10, pp.957-966, 1986

[5] H.P.Sava and J.T.E.McDonnell, "Spectral composition of heart sounds before and after mechanical heart valve implantation using a modified forward-backward Prony's method", IEEE Trans. Biomedical Eng., vol.43., no.7, pp. 734-742, 1996

[6] Steven M.Kay, "Modern Spectral Estimation : Theory and Application ", Univ. of Rhode Island Kingston, Rhode Island., Prentice Hall,1988

인공관막의 관막음 스펙트럼 분석 방법 비교

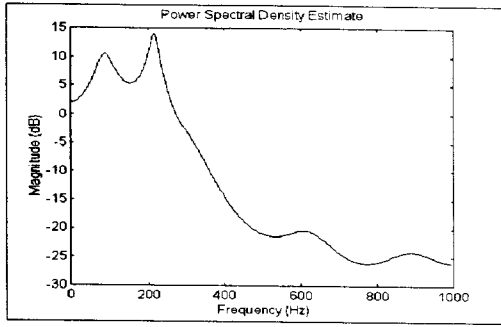


그림 1.  
Autocorrelation method

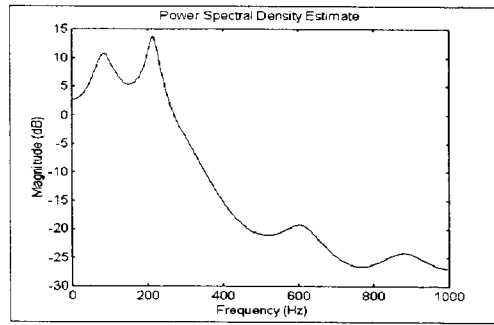


그림 2.  
Covariance method

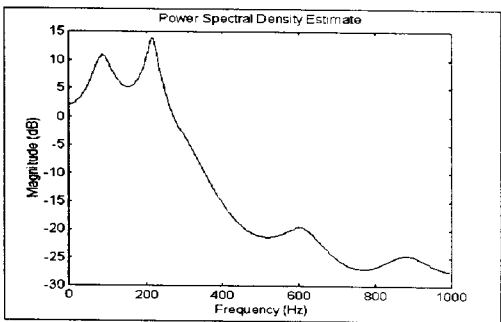


그림 3.  
Modified covariance method

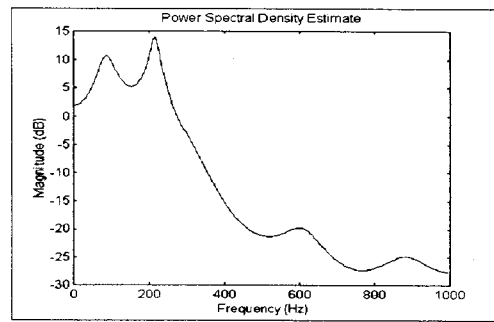


그림 4.  
Burg method

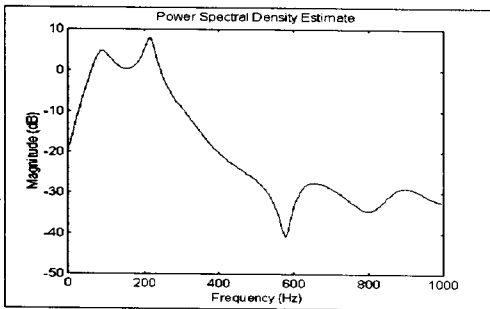


그림 5.  
Prony method

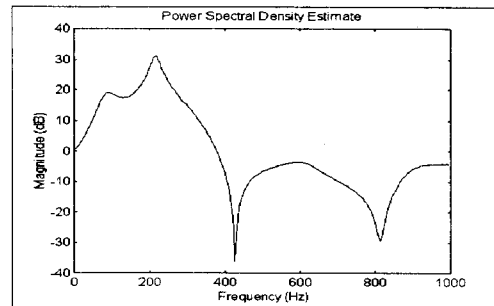


그림 6.  
Durbin method

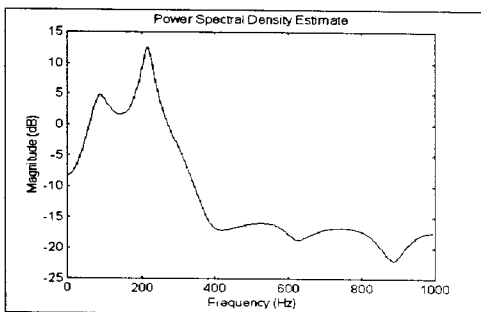


그림 7.  
Shank method

method	제1주파수	제2주파수
autocorrelation	214.8 Hz	89.84 Hz
covariance	214.8 Hz	85.94 Hz
modified covar.	214.8 Hz	85.94 Hz
Burg	214.8 Hz	89.84 Hz
Prony	214.8 Hz	89.84 Hz
Durbin	218.8 Hz	93.75 Hz
Shank	214.8 Hz	89.84 Hz

표 1.  
각 스펙트럼 분석방법의 제1, 제2 주파수