

인공판막음의 새로운 스펙트럼 분석 연구

이희중¹, 김상현², 장병철³, 탁계래⁴, 조범구³, 유선국⁵
연세대 생체공학협동과정¹, 연세대 심혈관연구소², 흉부외과³, 의용공학교실⁵,
건국대 의공학과⁴

New Sound Spectral Analysis of Prosthetic Heart Valve

H.J.Lee¹, S.H.Kim², B.C.Chang³, G.Tack⁴, B.K.Cho³, S.K.Yoo⁵

¹Dept. of Biomedical Eng., Graduate School, ²Cardiovascular Research Institute,

⁵Dept. of Thorac. & Cardiovas. Surg., ⁵Dept. of Biomedical Eng., Yonsei Univ.,

⁴Dept. of Biomedical Eng., Konkuk Univ.

ABSTRACT

In this paper we present new sound spectral analysis methods for prosthetic heart valve sounds. Phonocardiograms(PCG) of prosthetic heart valve were analyzed in order to derive frequency domain feature suitable for the classification of the valve state. The fast orthogonal search method and MUSIC (Multiple Signal Classification) method are described for finding the significant frequencies in PCG. The fast orthogonal search method is effective with short data records and cope with noisy, missing and unequally-spaced data. MUSIC method's key to the performance is the division of the information in the autocorrelation matrix or the data matrix into two vector subspaces, one a signal subspace and the other a noise subspace.

1. 서론

심음을 분석하는 PCG는 판막의 기능을 연구하는데 유용한 비침입성 진단 방법이다[1]. 또한 판막의 기능부전을 판막음의 스펙트럼을 분석하여 진단할 경우 외래에서 간단히 진단이 이루어질 수 있고 조기에 기능부전을 발견할 수 있는 장점이 있어 환자에게 큰 도움을 준다. 즉, 판막의 석회화, 혈전발생, 파괴 등을 조기에 발견할 수 있게 해준다. 판막음의 스펙트럼분석을 통하여 고주파수쪽으로 DFP(dominant frequency peak)가 이동된다는 것은 판막조직들이 석회화되고, 섬유증이 걸리고, 경화되었다는 것을 나타낸다[2].

인공판막의 스펙트럼 분석에 사용되는 방법은 여러 가지가 연구되고 있다. 본 연구자들은 과거에 스펙트럼 분석을 크게 두가지로 나누어 결과들을 비교하였다[3]. 이 논문에서는 심음분석에는 사용되지 않았던 새로운 알고리즘인 fast orthogonal

되지 않았던 새로운 알고리즘인 fast orthogonal search와 MUSIC 알고리즘을 소개한다. 이 방법들도 parameter에 의한 분석법이므로 FFT에 기반을 둔 분석보다는 해상도가 좋다고 할 수 있다.

2. 방법

2.1 판막음의 기록

인공판막의 판막음은 생체판막의 판막음보다는 훨씬 높은 주파수 성분을 갖는다[4]. 그러나 생체 판막과 인공판막 모두 spectral energy가 저주파수부에서 주로 발생하므로 이번 연구에서는 주파수대를 1kHz 이하로 설정하기 위해 sampling 주파수를 2kHz로 하였다. 판막음의 기록은 이희중 등[3]에 자세히 명기되어 있다.

2.2 스펙트럼 계산 방법

본 연구에서는 parametric method를 사용하여 스펙트럼을 계산하였다. 다음과 같은 Fast orthogonal search method와 MUSIC method를 사용하였다.

2.2.1 Fast orthogonal search(FOS) method

이 방법은 time-series에서 중요한 주파수성분을 찾는데 fast algorithm을 사용한다. 이 방법은 short data record에 효과적이고, 잡음이 있고, 균등하지 못하게 퍼진 data에서도 사용가능하다. 이러한 이유들 때문에 생체신호의 분석에 있어서 아주 안정적이다. Component 주파수들이 기본주파수의 배수가 되거나 동등한 간격을 유지할 필요가 없다는 것이 표현의 미세화가 되는 이유이다. Fourier series에서는 모든 주파수들이 record length에 의해 규정되는 기본주파수의 harmonics가 되어야한다. 그러나 주어진 time series에서 중

요한 주파수는 record length 와 관계가 없을 수 있다. 이 방법은 처음에는 가장 중요한 주파수를 먼저 찾는다. 그리고 어느 단계에서 MSE(mean square error) & potential reduction 을 계산하는 간단한 방법이 사용되어져서 계산과정이 더 나아가기 전에 멈춘다. 그러므로 자동적으로 model order 를 결정한다.

다음과 같은 차등방정식 model 로써 대략적인 nonlinear system 을 고려하자.

$$y(n) = F[y(n-1), \dots, y(n-k), \dots, x(n), \dots, x(n-L)] + e(n) \quad (1)$$

여기서 F 는 다항식이고, x(n) 은 system input, y(n) 은 system output, e(n) 은 equation error 이다. Data record 가 n=0, ..., N 에 대해서 정의된다고 가정한다.

식(1)은 다음처럼 간단히 표현될 수 있다.

$$y(n) = \sum_{m=0}^M a_m p_m(n) + e(n) \quad (2)$$

여기서 a_m 은 차등방정식 계수이다.

$$p_0(n) = 1 \quad (3)$$

그리고 나머지 p_m(n) 은 식(1) 의 오른쪽부분으로부터 얻어진다. 그리고 그것의 cross-product는

$$p_m(n) = \begin{matrix} y(n-k_1) & \dots & y(n-k_i) \\ \dots & & \dots \\ x(n-l_1) & \dots & x(n-l_j) \end{matrix} \quad (4)$$

$$\begin{matrix} m \geq 1, & i \geq 0, & 1 \leq k_1 \leq K, & \dots, & 1 \leq k_i \leq K \\ j \geq 0, & 0 \leq l_1 \leq L, & \dots, & 0 \leq l_j \leq L \end{matrix}$$

Orthogonal search method 를 사용하면 series 표현이 간단히 된다.

$$y(n) = \sum_{m=0}^M g_m w_m(n) + e(n) \quad (5)$$

여기서 w_m(n)은 data record 에 대해서 orthogonal 하고, g_m 은 orthogonal expansion coefficient 이다. (2)의 모델의 오른쪽식에 a_{M+1}p_{M+1}(n) 과 같은 term 을 더하자. 그러면 다음과 같은 정도로 mean square error 가 감소된다.

$$Q(M+1) = \overline{g_{M+1}^2 w_{M+1}^2(n)} \quad (6)$$

여기서 overbar 는 n=0 to n=N 까지의 time-average 를 나타낸다. orthogonal search method 를 사용하여 더 많은 term 으로 차등방정식 model 을 늘리기 위해서는, 각 candidate 를 첨가하는데 있어서 식(6)의 Q 를 계산한다. 이렇게 첨가를 시키면 mean square error 가 현저히 줄어들기 때문에, Q 값이 가장 큰 것을 선택한다. 이러한 방법을 사용하면 real system 의 정확한 model 을 효과적으로 만드는 것이 가능하다. 특히, threshold level 이 원치 않는 term 들을 제거하는데 좋다. 그러나, 식(5) 의 orthogonal ft. w_m(n) 을 만드는 것은 계산시간과 memory 의 낭비가 있다. 그리고, 만약 model term 들이 fast orthogonal search에 의해 선택되어진다면, w_m(n)을 구하는 것을 피할수 있다. w_m(n)을 쓰지 않고 Q(M)을 구하기 위해서 FOS 방법을 사용한다. FOS 는 더 쉽게 time-series model을 만들기 위해 발전되었다.

이 방법은 다음과 같은 Cholesky decompositon을 사용한다.

식(5) 의 orthogonal expansion coeff. 는 다음과 같다.

$$g_m = \frac{C(m)}{D(m, m)} \quad (7)$$

where

$$D(0, 0) = 1 \quad (8)$$

$$D(m, 0) = \overline{p_m(n)}, \quad m = 1, \dots, M \quad (9)$$

$$D(m, r) = \overline{p_m(n)p_r(n)} - \sum_{i=0}^{r-1} \alpha_{ri} D(m, i) \quad (10)$$

$$m = 1, \dots, M; \quad r = 1, \dots, m$$

$$\alpha_{mr} = \frac{D(m, r)}{D(r, r)} \quad (11)$$

$$m = 1, \dots, M; \quad r = 0, \dots, m-1$$

$$C(0) = \overline{y(n)} \quad (12)$$

$$C(m) = \overline{y(n)p_m(n)} - \sum_{r=0}^{m-1} \alpha_{mr} C(r) \quad (13)$$

$$m = 1, \dots, M$$

g_m 과 α_{mr} 을 구하면, 식(2)의 coefficient a_m 은 다음과 같은 식으로 구한다.

$$a_m = \sum_{i=m}^M g_i v_i \quad (14A)$$

where

$$v_m = 1, \quad (14B)$$

$$v_i = - \sum_{r=m}^{i-1} \alpha_{ir} v_r$$

$$i = m+1, \dots, M$$

식(2) 와 같은 model 에 첨가되어질 term 이 amp_m(n) 이 마지막이라고 가정하면, 이 첨가로 인하여 MSE 가 감소되어질 양은 다음과 같다.

$$Q(M) = g_M^2 D(M, M) \quad (15)$$

식(15) 로부터 candidate term 을 더함으로써 주어지는 이득을 알 수 있다. 이것은 orthogonal ft. w_m(n) 을 구할 필요가 없다. Q 값이 큰 candidate 를 선택한다. 임의로 특정한 positive threshold 값을 넘게하는 조건을 가지게 할 수 있다.

2.2.2 Multiple Signal Classification (MUSIC) method

이 방법은 신호를 두 개의 벡터공간으로 나눈다. 하나는 신호 공간이고, 다른 하나는 noise 공간이다. 신호 혹은 잡음공간에서 벡터들의 함수는 주파수 estimator 로서 사용될 수 있다. 이 estimator 는 spectral component 들이 있는 부분에서는 sharp peak를 나타낸다.

총 p개의 eigenvector 와 M개의 주요한 eigenvector 를 갖는 autocorrelation matrix, covariance data matrix 혹은 modified covariance data matrix 의 p-M eigenvector 들은 이론적으로 sinusoidal 신호 벡터들과는 orthogonal 하다. 따라서 임의의 α_k 에 대한 linear combination은 다음과 같다.

$$\sum_{k=M+1}^P \alpha_k |\overrightarrow{e^{\hat{H}}(f) v_k}|^2 = \overrightarrow{e^{\hat{H}}(f)} \left(\sum_{k=M+1}^P \alpha_k \overrightarrow{v_k} \overrightarrow{v_k^{\hat{H}}} \right) \overrightarrow{e(f)} \quad (16)$$

여기서 $\overrightarrow{e(f)}$ 는 다음과 같다.

$$\overrightarrow{e(f)} = \begin{pmatrix} 1 \\ \exp(j2\pi fT) \\ \vdots \\ \exp(j2\pi fMT) \end{pmatrix} \quad (17)$$

(16)식에서 α_k 는 $\overrightarrow{e(f_i)} = \overrightarrow{s_i}$ 일 때 0가 된다.

$$\frac{1}{\sum_{k=M+1}^P \alpha_k |\overrightarrow{e^{\hat{H}}(f) v_k}|^2} \quad (18)$$

이것은 이론적으로 (18)식과 같은 주파수 estimator 함수가 무한대가 된다는 것을 의미한다. 실제로 estimation error는 (18)식이 유한의 값을 갖기 때문에 발생한다. 그러나 sinusoidal 주파수에서는 매우 sharp한 peak를 갖는다.

여기서 모든 k 값에 대해서 $\alpha_k=1$ 이라고 선택을 하면 (19)식과 같은 MUSIC 알고리즘 주파수 estimator가 되는 것이다.

$$P_{music(f)} = \frac{1}{\overrightarrow{e^{\hat{H}}(f)} \sum_{k=M+1}^P (\overrightarrow{v_k} \overrightarrow{v_k^{\hat{H}}}) \overrightarrow{e(f)}} \quad (19)$$

3. 결과 및 고찰

2명의 환자에 대해서 위의 두가지 방법을 써서 얻은 스펙트럼은 그림 1~8과 같다. 표1.에서는 두가지 방법에서의 peak frequency를 나타내었다

| | 환자 1 | 환자 2 |
|-------|--------|----------|
| FOS | 250 Hz | 218.8 Hz |
| MUSIC | 250 Hz | 200 Hz |

표1. Peak Frequency

그림의 결과에서 보면 알수 있듯이 peak 주파수들은 이희종등[3]에서 사용했던 방법과 유사한 결과를 얻었다.

FOS 방법에서는 peak 주파수만을 정확히 나타내준다. 왜냐하면 FOS 방법에서는 term들을 더해나가는 과정에서 어느 정도의 threshold 이상의 값만 취하므로 그 이하의 값들에 대해서는 계수를 구하지 않기 때문이다. 그러므로 계산시간도 단축되고 peak 주파수만을 정확히 볼 때에는 아주 좋은 방법이다. 표2.에 환자2에 대한 FOS 계수를 나타내었다. 표2.를 보면 알 수 있듯이 FOS 방법에서는 적당하지 않은 계수는 계산을 하지 않는다.

MUSIC 방법에서는 correlation matrix를 구하는 3가지 방법을 모두 사용하여 계산을 해보았다. 3가지 방법 모두 비슷한 결과를 주었다. MUSIC 방법은 그림에서 보듯이 정확하게 peak 주파수도 구해내고 적당한 제2, 제3의 주파수도 찾아내는 장

점을 가지고 있다.

| Model coefficients (a) in equation (2) | |
|--|---|
| 31 - 36 | 0.0004, -0.0417, -0.0546, 0.0325, 0.0060, 0.0185, |
| 37 - 42 | 0.0658, -0.0936, -0.0131, 0.1039, -0.0206, -0.0118, |
| 43 - 48 | 0.0140, 0.0081, 0, 0, 0.0160, -0.0082, -0.0092, -0.0132 |
| 49 - 54 | 0, 0, 0, -0.0014, 0, 0, 0.0129, 0, 0, 0, -0.0062, 0, |
| 55 - 60 | 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0 |

표 2. FOS method 계수

환자의 진단에서 제1주파수만이 중요하다면 FOS 방법을 제2, 제3의 주파수도 중요하다면 MUSIC 방법을 쓰는 것이 적당할 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] 이희종, 김상현, 장병철, 탁계래, 조범구, 유선국, "인공판막의 판막음 스펙트럼 분석방법 비교", 의용생체공학회 춘계학술대회, 19권 제1호, pp.402-405, 1997
- [4] 김상현, 장병철, 탁계래, 허재만, 김남현, 강면식, 조범구, "혈전이 발생한 인공판막의 판막음 스펙트럼분석", 의용생체공학회 춘계학술대회, 16권 제1호, pp.105-108, 1994
- [5] R.M.Rangayyan and R.J.Lehner, "Phonocardiogram signal analysis : A review", Critical Revs. Biomedical Eng., vol.33, no.10, pp.957-966, 1986
- [6] Kaveh,M., and A.J.Barabell, "The statistical performance of the MUSIC and the minimum-norm algorithm for resolving plane waves in noise", IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process., vol. ASSP-34, pp.331-341, April 1986.
- [7] Steven M.Kay, "Modern spectral estimation : theory and application", Univ. of Rhode Island Kingston, Rhode Island, Prentice Hall, 1988

환자 1

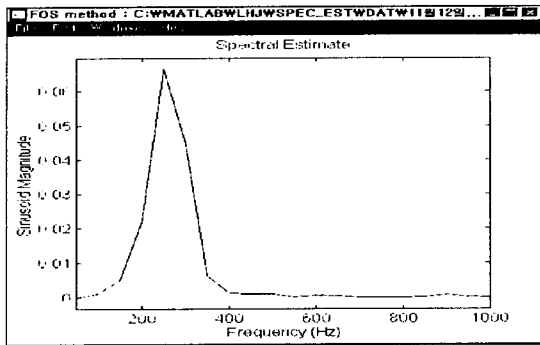


그림 1. FOS method

환자 2

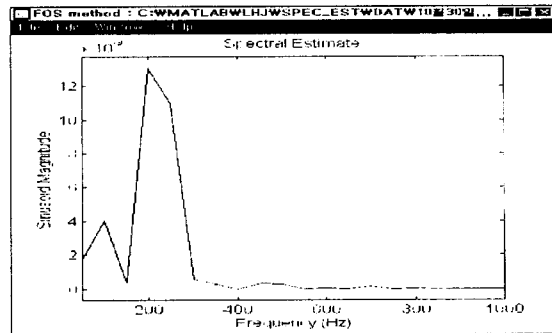


그림 5. FOS method

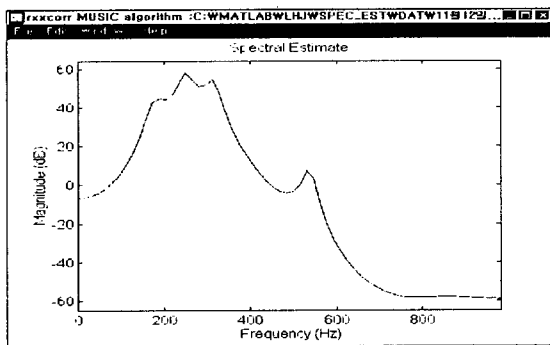


그림 2. MUSIC(correlation) method

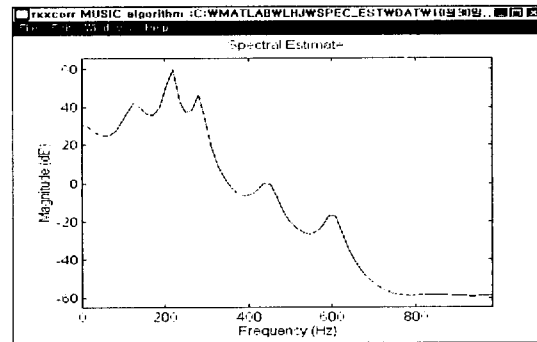


그림 6. MUSIC(correlation) method

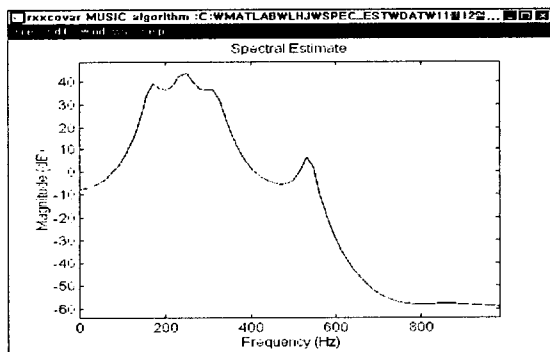


그림 3. MUSIC(covariance) method

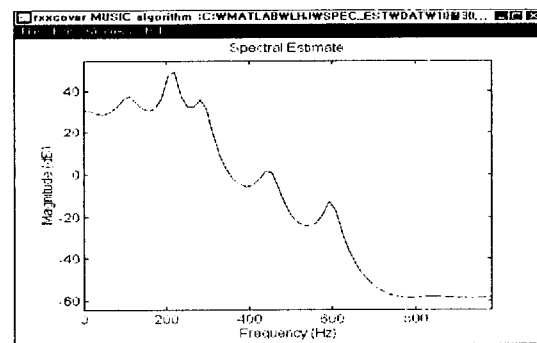


그림 7. MUSIC(covariance) method

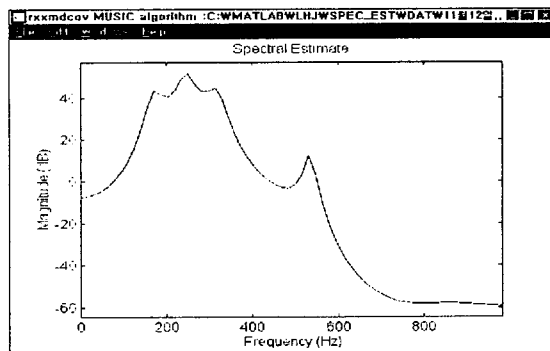


그림 4. MUSIC(modified covariance) method

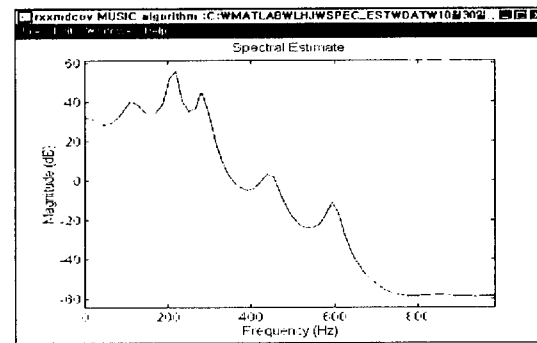


그림 8. MUSIC(modified covariance) method