

AR 모델을 이용한 심음의 진단적 특성에 관한 연구

김형석, 백승화
명지대학교 제어계측공학과

Research on diagnostic property of heart sound using AR model

Hyoung-suk Kim, Sueng-wha Beack
C & I Engineering Univ. Myong-Ji

Abstract - In this paper, Parameters estimated using AR model in order to approach linearly the heart sound which include the nonlinear characteristic from the characteristics based on a statistical theory. The parameters which is figured out using AR model is a very important information which show the characteristic heart sound. In this paper parameters estimated using autocorrelation method and order selected by proposed Akaike[6] method. Compared the similarities of the spectrums between estimated by using AR model and estimated by using FFT method.

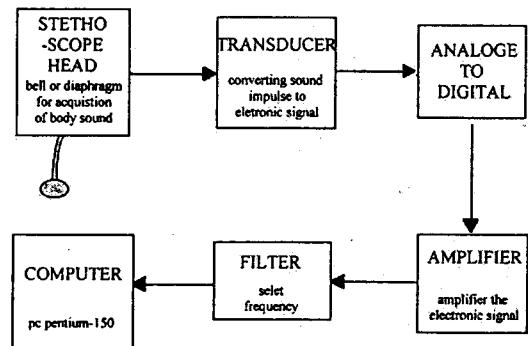


그림1 Electronic stethoscope system

PCG(PHONOCAUDIOGRAMS)는 심장의 수축과 확장의 반복적 운동에 의해 생기는 압력차에 의해 발생하는 판막의 개폐시 발생하는 소리를 말하며 이를 심음을 이라 한다. 신호의 특징을 분석하기 위해서 주로 쓰던 방법이 파워 스펙트럼 추정에 의한 분석법을 들수 있는데, 종래의 스펙트럼 추정은 창함수를 사용함으로써 생기는 주파수의 누출(leakage)과 해상도의 문제점으로 한계가 있다. 그리고 심음은 불규칙 신호이므로 단시간의 관측으로 파워 스펙트럼을 정확히 추정하는데 어려움이 있다. 이런 비선형적 특성 때문에 스펙트럼을 통계적 성질로부터 추정을 하고 있다. 따라서 심음을 통계적 성질로부터 추정하기 위해서 심음의 시계열 데이터에 대해서 적절한 모델을 설정해야 한다.

본 논문에서는 엔트로피법[4]이라 불리는 통계이론이 뒷 받침하는 선형 예측모델(linear prediction model)[1][3]을 가정하고 모델의 파라미터를 시계열 데이터에서 추정하여 이렇게 추정된 매개변수로 스펙트럼 추정치를 얻는 방법들중 AR 모델과 ARMA 모델 방법이 있는데 AR 모델이 ARMA 모델에 비해서 계산 속도가 빠르기 때문에 AR(autoregressive)모델(을 적용하였다. FFT 방법으로 추정된 스펙트럼과 모델의 매개 변수로 추정된 스펙트럼의 유사성을 추출함으로써 데이터의 압축효과와 AR 모델의 매개 변수만으로 진단적 특성을 구분할수 있는 근거를 마련하고자 한다.

2. 본 론

2.1 심음의 취득

전자 청진기(electronic Stethoscope)의 벨(bell) 또는 진동판(diaphragm)의 머리(head)는 환자의 피부로부터 나오는 심음을 증폭시키는 역할을 한다. 변환기는 소리(sound impulse)로부터 아날로그 신호를 생성하게 되며 이후 증폭과정과 필터링을 거쳐 컴퓨터의 입력으로 쓰이게 된다.

대부분의 심음은 30~1000Hz 대역에 있으며 샘플링 주파수는 8000Hz로 하였다.[5]

2.2 AR 모델링

심음을 단시간 구간에 대해서 보면 일정한 특징을 갖는 소위 정상 신호로 볼수 있다. 그러나 전체적으로는 시간 경과에 따라 그 통계적 성질이 변한다. 즉 비정상성이 있다.

이런 비정상성 신호의 스펙트럼을 추정하기 위하여 다음과 같이 AR모델로 가정한다.

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + e(n) \quad (1)$$

(2-1)식에서, $x(n)$ 은 관측된 신호, a_k 는 AR 계수, 그리고 $e(n)$ 은 오차를 나타내며 p 는 모델의 차수를 나타낸다. $e(n)$ 는 백색잡음(white noise)으로 모델의 출력을 나타내며, 출력은 $x(n)$ 은 출력으로 표현된다.

$$x(n) = -a_1 x(n-1) - a_2 x(n-2) \dots - a_p x(n-p) + e(n) \quad (2)$$

식(2-2)에서 현재의 출력은 과거의 출력의 회귀에 의해 결정되기 때문에 AR 모델식(또는 all-pole 모델)이라 불린다.

선형 예측법에서는 예측 계수 a_k 를 구하는 것이 중요하며 예측 계수를 정확히 구하면 원신호를 그대로 복원할 수가 있다. AR 모델의 선형 예측 계수를 추정하는 방법에는 자기 상관법(autocorrelation method), 공분산법(covariance method), Burg 방법이 있으며 본 논문에서는 처리 속도 문제로 인해 자기 상관법을 사용하여 선형 예측 계수를 구한다.

2.2.1 Blocking method

예측계수를 구하기 위해서 시계열 상의 관측 데이터를 블록화 하였다. 블록화한 이유는 관측 데이터가 너무 길기 때문에 일정한 구간으로 블록화 한 것이다.

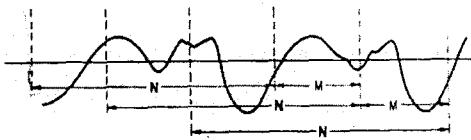


그림 2. Blocking into overlapping frames

그림 2는 프레임으로 블록화한 것을 나타내고 있는데 N 프레임을 $(2/3)N$ 씩 중복(overlapping)시키면, 첫 프레임은 N개의 샘플수로 구성되어 있고 두 번째 프레임부터는 $M = (1/3)N$ 개의 샘플수로 구성된다. 이렇게 나뉘어진 프레임에 윈도우를 씌웠는데 여기서 사용한 윈도우는 Hamming 윈도우를 사용하였다. 각각의 프레임에서 차수에 맞게 구한 예측 계수들의 합이 추정 신호의 특성이 된다. 이를 Blocking method라 한다.

2.2.2 매개변수의 추정

식(2-1)에서 현재의 심음의 신호 $x(n)$ 을 p 개의 과거 출력값으로 추정하면 그 추정값 $\tilde{x}(n)$ 은 식(2-3)과 같다.

$$\tilde{x}(n) = - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) \quad (3)$$

이때 실제값 $x(n)$ 과 추정값 $\tilde{x}(n)$ 사이의 오차 $e(n)$ 은 식 (2-4)와 같다.

$$\begin{aligned} e(n) &= x(n) - \tilde{x}(n) \\ &= x(n) + \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 오차 $e(n)$ 을 구하기 위해서 최소 자승법을 이용하였으며, 이 오차가 최소가 될 때 원신호와 유사한 추정신호를 구할 수 있는 것이다.

$$E[e^2(n)] = E[x(n) + \sum_{k=1}^p a_k x(n-k)] \quad (5)$$

$$= E[x^2(n)] + 2 \sum_{k=1}^p a_k x(n) x(n-k) +$$

$$(\sum_{k=0}^p a_k x(n-k))(\sum_{l=1}^p a_l x(n-l))]$$

$$= R(0) + 2 \sum_{k=1}^p a_k R(k) + \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^p a_k a_l R(k-l)$$

$E[\cdot]$ 는 기대치를 뜻하고 $R(k-l) = E[x(n-k)x(n-l)]$ 이다

여기서 $E[e^2(n)]$ 가 최소가 되기 위해서는 $E[e^2(n)]$ 를 a_k 에 대해 편미분한 값이 0이면

$$\frac{\partial E[e^2(n)]}{\partial a_k} = 0, \quad (k=1, 2, \dots, p) \quad (6)$$

이고, 자기 상관의 함수로 표현하면 다음과 같다.

$$R(k) = - \sum_{l=1}^p a_l R(k-l), \quad (k=1, 2, \dots, p) \quad (7)$$

을 얻는다. 식 (2-7)을 행렬로써 표현하면

$$\begin{pmatrix} R(0) & R(1) & \cdots & R(p-1) \\ R(1) & R(0) & \cdots & R(p-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(p-1) & R(p-2) & \cdots & R(0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R(1) \\ R(2) \\ \vdots \\ R(p) \end{pmatrix} \quad (8)$$

이 행렬은 자기상관 행렬로 대칭이며 대각 원소가 같은 Toeplitz 행렬[2]이다.

식(2-7), (2-8)는 정규방정식(normal equation), 또는 자기 상관 함수(Yule-Walker 방정식)[4]라 한다.

2.2.3 모델의 차수

AR 모델에서 차수를 결정하는 문제는 중요한 문제로 대두된다.

최적의 차수를 결정하므로써 모델의 효율성을 결정한다고 볼 수도 있을 것이다.

차수가 작으면 추정오차가 커지고 해상도가 낮은 단점이 있지만 계산 속도는 빨라진다. 반면에 차수가 커지면 추정 오차가 작고 해상도가 높은 장점이 있는 반면 계산시간이 많이 소요되는 단점이 있기 때문에 최적의 차수를 결정하는 방법이 필요하다.

본 논문에서는 잘 알려진 방법들 중 보편적으로 쓰이는 AIC(Akaike Information Criterion)[6] 방법을 이용하였다.

$$AIC(p) = N \ln(\rho_p + 2p) \quad (9)$$

여기서 ρ_p 는 오차의 분산을 나타내고, p 는 차수, N 은 데이터 수이다.

$$\rho_p = \{E |e(n)|^2\} \quad (10)$$

본 논문에서 최적의 차수 결정은 10차로 결정되었다. 차수를 변화 시킬 때 p 의 함수 $AIC(p)$ 가 최소값을 갖는 것을 최적 차수로 했기 때문이다.

3. 실험 결과 및 고찰

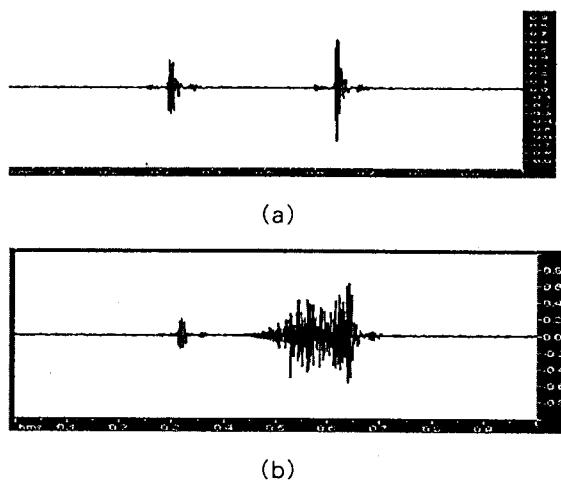


그림 3.(a) 정상 심음 (b) 혈액 역류에 의한 심음

그림3의 (a)는 정상인에게서 취득한 심음신호이다. 심실의 이완과 수축을 통하여 승모판이 닫히면서 발생하는 신호이다. S1 신호와 S2 신호로 나뉜다. (b)는 승모판의 협착증으로 혈액이 반대로 역류하는 환자에게서 취득한 비정상 심호이다.

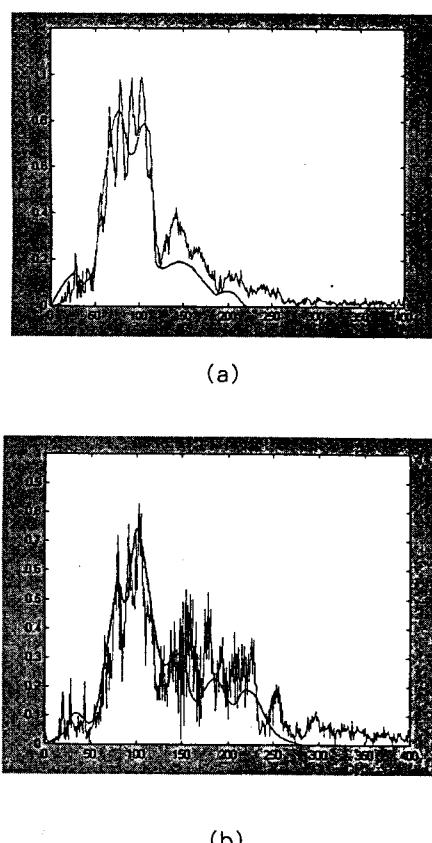


그림4. 차수 10인 FFT방법에 의한 스펙트럼과 AR 모델에 의한 스펙트럼

그림4는 FFT를 이용해서 구한 스펙트럼과 AR 모델을 적용하여 구한 매개변수의 파라미터에 의한 스펙트럼을 비교한 것이다.

차수가 커지면 커질수록 FFT에 의해 구한 스펙트럼을 따라갈것이나 그렇게 되면 계산양이 많아진다.

차수가 작아지면 계산 속도는 적게 걸리나 관측 신호의 특성을 정확히 표현하지 못한다.

이에 차수 10은 최적의 차수로 결정되었고 그에 대한 결과를 확인하였다.

4 결 론

본 연구에서는 심음의 진단적 특성을 분석하기 위하여 보편적으로 쓰이는 스펙트럼 분석의 한계성으로 인하여 새로운 방법의 필요성이 불가피하였다.

따라서 관측 신호의 통계적 성질을 이용하여 AR 모델을 사용하였다.

본 논문에서는 AR 모델의 예측 계수를 구하기 위해서 자기 상관법을 사용하였으며, 차수 선택 방법에서 Akaike가 제안한 방법을 사용하여 최적 차수는 10차로 결정되었다. 이렇게 구해진 매개변수는 심음 신호가 가지고 있는 특성을 함축하고 있는 것으로써, 데이터의 압축 효과를 볼 수 있었고, FFT를 기반으로 구한 스펙트럼과 유사성이 있음을 확인하였다.

심음의 특성을 포함하고 있는 매개변수를 이용하여 패턴 매칭에 적용할 수 있을 것으로 기대된다.

(참 고 문 헌)

- [1] J. Makhoul, "Linear prediction: A tutorial review," Proc. IEEE, vol. 63, pp. 561-580, Apr. 1975
- [2] Lee-Min Lee and Hsi ao-Chuan Wang "An Extended Levinson-Durbin Algorithm for the Analysis of Noisy Autoregressive Process" IEEE Signal Processing Letters, vol. 3.NO.1, pp 13~15, 1996
- [3] Sudhakar Rao, Member, IEEE, and William A. Pearlman, Senior Member, IEEE "Analysis of Linear Prediction, Coding, and Spectral Estimation from Subbands" IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY, VOL. 42, NO. 4, JULY 1996, pp 1160-1178.
- [4] 정명진 "배경뇌파의 스펙트럼 추정에 관한 연구" 석사학위 논문, 연세대학교 대학원, 1988
- [5] 강성훈, 김형석 "웨이브렛을 이용한 심음의 검출 및 분류" 학제학술 대회 논문집, G, pp 2546-2548, 1997
- [6] 김홍래 "AR 모델을 이용한 EMG신호의 근육피로 특성" 석사학위 논문, 연세대학교 대학원, 1988