

## AR 모델을 이용한 뇌파신호의 스펙트럼 추정

류동기<sup>○</sup>, 김택수\*, 허제만\*, 유선국\*\*, 박상희\*

<sup>○</sup> 연세대학교 공과대학 전기공학과    \*\* 순천향대학교 공과대학 전기공학과

### Spectral Estimation of EEG signal by AR Model

D.K.Ryo<sup>○</sup>, T.S.Kim\*, J.M.Huh\*, S.K.Yoo\*\*, S.H.Park\*

<sup>○</sup>\* Dept. of Electrical Engineering, Yonsei University

\*\* Dept. of Electrical Engineering, Soonchunhyang University

#### < Abstract >

EEG signal is analyzed by two methods, analysis by visual inspection of EEG recording sheets and analysis by quantitative method.

Generally visual inspection method is used in the clinical field. But this method has its limitation because EEG signal is random signal. Therefore it is necessary to analyze EEG signals quantitatively to obtain more precise and objective information of neural and brain.

In this paper, power spectrum of EEG signal was estimated by AR(AutoRegressive) model in the frequency domain. This process is useful as a preprocessing stage for tomographic brain mapping (TBM) at each frequency band.

As a method for estimating power spectral density of EEG signals, periodogram method, autocorrelation method, covariance method, modified covariance method, and Burg method are tested in this paper.

#### 1. 서론

뇌파신호에 대한 해석 방법으로는 기록 용지의 시각적 검사에 의한 해석 방법과 정량적인 해석 방법이 있다. 임상에서는 뇌파의 판독 및 해석을 주로 시각적 검사에 의존하고 있다. 이 방법은 뇌파 신호가 외형적으로 아주 불규칙한 형태를 띠고 있기 때문에, 유사하지만 상이한 질환인 비정상

파를 동일 질환으로 판단할 수 있고, 또, 동일 질환에 의한 기록을 판독자에 따라 다른 질환으로 해석하는 경우가 있다. 따라서 신경 계통 및 뇌에 관한 보다 정확하고 객관적인 정보를 얻기 위해서 정량적인 해석이 필요하다.

본 논문에서는 뇌파의 주파수 영역에서의 해석 방법으로 뇌파의 주파수 영역에 따르는 power를 AR 모델을 이용하여 추정하였다. 이 과정은 주파수 대역별 TBM(Tomographic Brain Mapping)을 위한 전 처리과정으로서 필요하다.

본 논문에서는 AR모델 추정 방법으로 Periodogram method, Autocorrelation method, Covariance method, Modified Covariance method, Burg method를 이용하여 모델을 추정하고 분석, 비교 하였다.

#### 2. 뇌파신호의 신호적인 특성

뇌파는 대체로 10-100 $\mu$ V, 주파수 범위는 100Hz 이하이며 보통 30Hz 이하에 임상적인 정보가 있다. 뇌파의 특성으로는 주파수, 전압, 발생위치, 파모양, 신호간의 긴밀성, 발생형태, 평활파, 상태 변화에 따르는 반응으로 특징지을 수 있다. 그 중에서 주파수 대역에 따르는 분류가 가장 중요하다. 정상인의 경우는 alpha, beta, theta, delta파가 주파형이다.

alpha파는 8-13Hz 대역의 파로 정상 상태에서 가장 두드러진 파이다. 대부분 성인의 경우에는 10Hz 주위이며, 크기는 20-60 $\mu$ V로, 뇌의 우측에서 우세한 비대칭성을 가진다. alpha파는 시각 자극에 의해서 차단되며 진폭이 낮은 비동기 신호가 나타난다.

beta파는 13-30Hz의 주파수를 가진 파로서 정상적인 경우 20 $\mu$ V 이하의 전위를 가진다. 이 파형은 머리 표면의 측두 및 전두 영역에서 주로 나타나며, 정상인의 경우에는 눈을 뜬 상태에서 파의 본모를 관찰하는 것이 쉽다. delta파는 3.5Hz 미만의 뇌파로, 깊은 수면, 유아기, 그리고 심각한 뇌 질환의 경우 발생한다.

뇌파 신호는 non-stationary 신호며, 아무리 환경이 일정 하더라도 각 구간에서의 측정값은 다르다. 그러나 정상 성인의 안정상태(눈을 감고 편히 쉬는 상태)에서는 짧은 구간 (short time segment - 1-5초)동안은 신호가 stationary라 가정할 수 있고 따라서 뇌파 신호를 정량적으로 해석하기 위해서는 각 구간마다 주파수 스펙트럼의 통계적인 계수 (parameter)들로 나타내는 것이 타당하며, 그 신호 자체를 해석하기 보다는, 그 신호를 발생시킬 수 있는 모델을 추정 하는 것이 합당하다.

### 3. AR모델에 의한 파워 스펙트럼의 추정

#### 3.1 AR모델의 개요

AR모델에 의한 다항식으로 파라미터를 추출하는 방법이 Zerterberg(1969)에 의해 소개되었다. 이 주파수 영역에서의 파라미터들은 주기성분은 물론 비주기성분에 대한 주파수, 파워, 주파수 대역에 대한 정보를 내포하고 있다.

AR모델은 all-pole 필터로서 maximum entropy spectral estimator 또는 선형예측 스펙트럼 추정기(linear prediction spectral estimator)라고도 한다. AR모델을 이용해서 고해상도의 대역별 특성을 추정할 수 있고 주파수상의 정점값을 구하기 위해서는 한 주기나 그이상의 정보만으로 충분하다. 또한 퓨리에 변환방법으로는 관찰하기 힘든 정점 주파수의 미세한 위치변동까지 관측할 수 있다.

p차 AR모델을 써서 p개의 계수(a[k], k=1,2,...,p)와 p개의 전치 샘플값(x[n-p], x[n-(p-1)],..., x[n-1])으로부터 x[n]값을 구할 수 있다.

$$\hat{x}[n] = - \sum_{k=1}^p a[k] x[n-k] \quad (1)$$

실제 샘플값과 추정값과의 관계는 아래와같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} x[n] &= \hat{x}[n] + e[n] \\ &= - \sum_{k=1}^p a[k] x[n-k] + e[n] \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 e[n]값을 예측오차(prediction error)라 하며, 이 e[n]의 파워

$$\rho = E[e[n]^2] = E[x[n] - \hat{x}[n]^2] \quad (3)$$

를 최소로 하는 예측계수 { a[1], a[2],...,a[p], ρ<sub>min</sub> } 를 구한다.

Fourier변환 방법은 데이터나 ACF( Autocorrelation function )에 대하여 창을 띄우는데 이것은 본래 신호를 왜곡 시킨다.

방법은 먼저 ACF 값들을 먼저 구해서 Yule-Walk 방정식을 세운다.

$$\begin{bmatrix} r_{xx}[0] & r_{xx}[-1] & \dots & r_{xx}[-(p-1)] \\ r_{xx}[1] & r_{xx}[0] & \dots & r_{xx}[-(p-2)] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{xx}[p-1] & r_{xx}[p-2] & \dots & r_{xx}[0] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a[1] \\ a[2] \\ \vdots \\ a[p] \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} r_{xx}[1] \\ r_{xx}[2] \\ \vdots \\ r_{xx}[p] \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서 r<sub>xx</sub>[k]는

$$\begin{aligned} r_{xx}[k] &= - \sum_{l=1}^p a[l] r_{xx}[k-l] & \text{for } k \geq 1 \\ &= - \sum_{l=1}^p a[l] r_{xx}[-l] & \text{for } k = 0 \end{aligned}$$

다음 예측 계수들은 Levinson방법을 써서 구한다.

최소 예측오차의 전력은

$$\rho_{MIN} = r_{xx}[0] + \sum_{k=1}^p a[k] r_{xx}[-k] \quad (5)$$

로부터 구할 수 있다.

#### 3.2 Covariance 방법

covariance 추정 알고리즘은 앞의 방식과 다른 것은 c<sub>xx</sub>[j,k] 부분과 ρ 부분의 더하는 구간이다. 이 방법은 실수 데이터에서 근사화된 MSE(Mean Square Error)를 유도한다.

#### 3.3 Modified Covariance 방법

최적 전향예측기는

$$\hat{x}[n] = - \sum_{k=1}^p a[k] x[n-k] \quad (6)$$

로 나타나며, 최적 후향예측기는

$$\hat{x}[n] = - \sum_{k=1}^p a^*[k] x[n+k] \quad (7)$$

로 나타난다. Modified Covariance 방법에서는 전향예측 오차와 후향예측오차의 파워의 평균값을 최소화한다. 이때 예측오차의 파워 값은 아래와같이 나타난다.

#### 3.4 Burg 방법

앞에서 이야기한 autocorrelation, covariance, modified covariance 방법들은 AR 파라미터들을 바로 구하는데 반하여, Burg 방법에서는 반사계수값(reflection coefficient) 들을 Levinson회기법으로 예측오차의 파워를 최소로 하는 값을 구한다.

PAR	LEVINSON METHOD	COVARIANCE METHOD	MODIFIED COVARIANCE METH.
a[1]	-0.9769021273	-0.9836865067	-0.9887190461
a[2]	0.1955414563	0.1849630773	0.1868726313
a[3]	-0.0952452570	-0.0771254301	-0.0717210546
a[4]	0.0221854206	0.0367205590	0.0300996341
a[5]	0.1009100825	0.0803662986	0.0771000832
a[6]	-0.0947465599	-0.0999082997	0.0930627286
a[7]	-0.0298308153	-0.0249327533	-0.0259251911
a[8]	0.0720213056	0.0871381015	0.0819863752
a[9]	-0.0321076736	-0.0486278981	-0.0454300307
a[10]	-0.0465090014	-0.0416889116	-0.0416371934
ρMIN	2.344844000e+06	2.270090250e+06	2.264326500e+06
a[1]	-0.9713559151	-0.9755127430	-0.9827588201
a[2]	0.2033340633	0.1871968657	0.1894468665
a[3]	-0.1020106152	-0.0755902827	-0.0710275248
a[4]	0.0329488814	0.0451009758	0.0442114249
a[5]	0.0919306576	0.0648344457	0.0605054945
a[6]	-0.0901795402	-0.0930384398	-0.0916394815
a[7]	-0.0292204227	-0.0159714166	-0.0198239349
a[8]	0.0713180751	0.0833740905	0.0891508311
a[9]	-0.0436123200	-0.0674337819	-0.0652743950
a[10]	-0.0104083084	-0.0031164426	-0.0142638162
a[11]	-0.0061728023	-0.0079753641	-0.0158003680
a[12]	0.0298228208	0.0270349085	0.0289199464
a[13]	-0.0823877901	-0.0921226665	-0.0958433673
a[14]	0.0462776013	0.0535397306	0.0498272777
a[15]	-0.0709845647	-0.0733759031	-0.0672179684
a[16]	0.1026331186	0.1074144244	0.1029476449
a[17]	-0.1394715905	-0.1496967673	-0.1474567354
a[18]	0.0149948671	0.0141470358	0.0143343583
a[19]	0.0256276391	0.0363485813	0.0353989117
a[20]	0.0224521607	0.0159778632	0.0160143021
ρMIN	2.283684000e+06	2.232835250e+06	2.216430000e+06
a[1]	-0.9585191011	-0.9705051184	-0.9717214704
a[2]	0.2043334246	0.2022890151	0.1941919774
a[3]	-0.0924126953	-0.0820259886	-0.0689199865
a[4]	0.0247683823	0.0566609949	0.0484213531
a[5]	0.0956749991	0.0465592146	0.0512051359
a[6]	-0.0926956907	-0.0830223560	-0.0915650129
a[7]	-0.0326799192	-0.0261734389	-0.0244561434
a[8]	0.0636127740	0.0812266916	0.0834942386
a[9]	0.0373083465	-0.0642782450	-0.0599293895
a[10]	-0.0174928550	-0.0088968603	-0.0235978588
a[11]	-0.0204393528	-0.0103457170	-0.0006804896
a[12]	0.0345573425	0.0299591217	0.0361660607
a[13]	-0.0885273144	-0.0887796134	-0.0943123624
a[14]	0.0478048921	0.0521831326	0.0449473225
a[15]	-0.0892665312	-0.0908972323	-0.0827567428
a[16]	0.1141138896	0.1126085743	0.1121942550
a[17]	-0.1414902657	-0.1343234330	-0.1404887587
a[18]	-0.0002248553	-0.0059012147	-0.0053595831
a[19]	0.0427413881	0.0403820798	0.0459210463
a[20]	-0.0416284576	-0.0458022691	-0.0440798402
a[21]	0.0461286977	0.0665219724	0.0578085966
a[22]	-0.0056729605	-0.0312553868	-0.0294992533
a[23]	-0.0271880571	-0.0195726566	-0.0140084093
a[24]	0.0546072870	0.0384899788	0.0402961001
a[25]	0.0383341312	0.0775262490	0.0702860579
a[26]	-0.0083440617	-0.0316418782	-0.0294344798
a[27]	-0.0726403818	-0.0768933520	-0.0727902353
a[28]	0.1048781723	0.1087136269	0.1067754626
a[29]	-0.0334513336	-0.0112368390	-0.0141459061
a[30]	0.0295517426	0.0099287303	0.0101198729
ρMIN	2.19529250e+06	2.160395000e+06	2.162407000e+06

<표> 10차, 20차, 30차에 대하여 추정된 파라미터

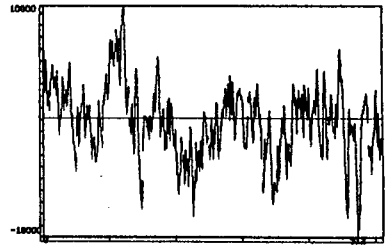


그림1. 뇌파 원신호

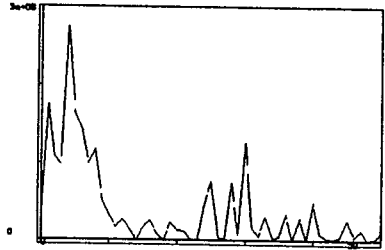


그림2. 푸리에 변환에 의한 파워 스펙트럼

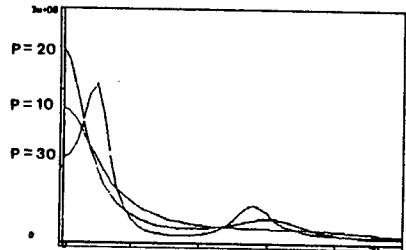


그림3. Autocorrelation방법에 의한 파워스펙트럼

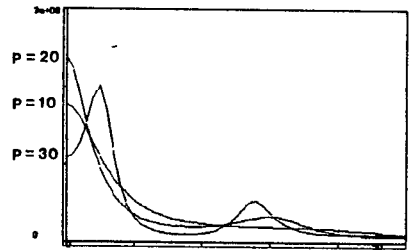


그림4. Covariance방법에 의한 파워스펙트럼

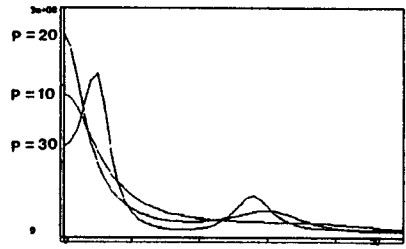
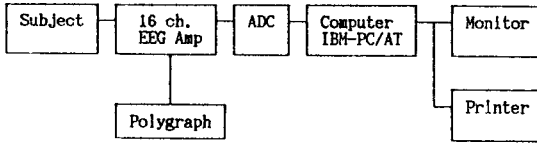


그림5. 개선된 Covariance방법에 의한 파워스펙트럼

#### 4. 실험 및 결과고찰

##### 4.1 시스템의 구성



뇌파기는 Nihon Koden사의 16채널 뇌파기를 사용하였고, A/D변환기로는 Data Translation사의 DT 2806으로 16채널, 12 bit 해상도이다. 컴퓨터는 180286을 탑재한 IBM-AT호환 기종을 썼으며 1MB의 주기억 용량과 30MB용량의 하드디스크를 썼다.

##### 4.2 데이터의 수집

전극에서 입력전압  $50\mu V$ 가 ADC의 최대치의 50%가 되게 하였으며, 뇌파기의 16개의 증폭기에 대한 입력신호 교정을 한 후, 정상인의 안정, 폐안 상태에서 뇌파신호를 받았다.

샘플링 주파수는 200Hz로 1채널의 한 프레임 당 512개의 데이터, 8프레임을 받았다.

하드디스크에 저장된 데이터는 부호없는 정수형이다.

##### 4.3 결과 고찰

위 <표>와 그림은 12번 채널에서 0번 프레임(그림1)에 대하여 결과를 얻은 것이다.

<그림 2>에서 보듯이 이 뇌파에서는 delta파와 beta파가 뚜렷하게 발생한다. 이 신호로부터 그림 3-5과 같은 파워 스펙트럼을 추정할 수 있다.

AR필터의 계수값과 예측 오차 파워들은 <표>와 같이 구해졌다. <표>에서는 10차에 대하여 구한 파라미터들의 값들이다. 여기서 보면 autocorrelation방법, covariance방법, 개선된 covariance방법으로 갈수록 예측오차의 파워 (백색잡음의 분산값)의 수치들이 줄어들어감을 알 수 있다.

이 현상은 차수가 높아질 때에도 같은 현상이 일어난다. 여기서 차수가 높아질수록 추정감도가 좋아지며, autocorrelation방법보다는 covariance방법이, 그보다는 개선된 covariance방법이 좋을 것을 알 수 있다. 그림3 - 5를 보면 30차에서 delta파와 beta파가 뚜렷하게 추정됨을 알 수 있다.

#### 4.4 결론

본 연구를 통해서 얻은 결과는

1. 최적 차수를 구해서 최적 파워 스펙트럼을 추정할 수 있다. (여기서는 30차까지는 해상도가 증가해 갔다.)
2. 개선된 covariance 방법이 3가지 방법중에서는 가장 성능이 좋았다.

본 연구의 결과로 뇌파신호는 AR모델을 이용해서 추정할 수 있으며, 이를 이용해서 뇌파의 모의신호 발생기를 만들 수 있다. 또한, 궁극적으로는 전산화 영상뇌파진단기의 개발에 목표를 두고 있다. 이 장비를 이용하여, 뇌파의 각 성분에 대한 보다 정확한, 객관적인 해석, 시각적인 진단이 이루어질 수 있을 것이다.

#### 5. 참고 문헌

- [1] 이건기, "뇌파신호의 정량적 해석을 위한 포락선 추출 및 영상구성," 1989
- [2] S.M. Kay and S.L. Marple, "Spectrum analysis-A modern perspective," proc. IEEE, vol. 69, no. 11, pp. 1380-1419, 1981
- [3] R. Cooper, Ph D, J.W. Osselton, Bsc, J.C. Shaw Ph D, "EEG Technology," 1980
- [4] R. Spehlmann, "EEG Primer," 1981
- [5] A. Isaksson, A.Wennberg, and L.H. Zetherberg, "Computer analysis of EEG signals with parametric models," proc. IEEE, vol. 69, no. 4, pp. 451-461, 1981
- [6] Lars H. Zetterber, Kjell Ahlin, "Analogue simulator of EEG signals based on spectral components," Medical and Biological Engineering, pp. 272-278, Mar. 1975