

LMS PHD에 의한 背景腦波 파워 스펙트럼 추정

정 명 진 · 최 갑 석

= Abstract =

Power Spectral Estimation of Background EEG with LMS PHD

Myong-Jin Jung*, Kap-Seok Choi*

In this paper the power spectrum of background EEG is estimated by the LMS PHD based on least mean square. At the power spectrum estimation, the stochastic process of background EEG is assumed to consist of the nonharmonic sinusoid and the white noise. In the LMS PHD the model parameters are obtained by the least mean square at optimal order which is obtained from the fact that the eigenvalue's fluctuation of autocorrelation matrix of the normal background EEG is smaller at some order than at other order when the power spectrum of background EEG is estimated by PHD. The optimal order of this model is the 6-th order when the eigenvalue's fluctuation of autocorrelation matrix of background EEG is considered. The estimation results are with compared the results from the Maximum Entropy Spectral Estimation and Pisarenko Harmonic Decomposition. From the comparison results. The LMS PHD is possible to estimate the power spectrum of background EEG.

1. 서 론

腦波(electroencephalogram)란 腦의 大腦皮質에서 발생하는 불규칙한 電位の 變動現象을 전기적인 신호로 측정된 것을 말한다. 정상인의 각성·안정·폐안상태에서 취한 기본적인 背景腦波는 크기가 수십 마이크로 볼트(μ V)이며 δ -대역(1~3.99 Hz), θ -대역(4~7.99 Hz), α -대역(8~12.99 Hz), β -대역(13 Hz~)으로 나눌 수 있으며 주성분은 α -대역으로 알려져 있다^{1,2)}.

뇌파특징의 연구로써는 腦波의 시계열 데이터에 대해서 선형예측 모델을 가정하고 모델의 극에 따라 腦波의

특징을 나타내는 방법과 모델의 파라미터를 얻는 후 그 파라미터로 뇌파의 특성을 나타내는 방법 그리고 뇌파의 발생과정을 모델링함으로써 뇌파의 특징을 나타내는 방법 등 여러가지 방법이 연구되고 있다^{5,6)}.

腦波의 發生過程을 모델링할 때 모델의 입력을 白色雜音으로, 腦는 많은 非線形 振動子の 집합체로 보고 모델의 출력을 정현함수의 합성파로 가정하면 腦波의 확률과정이 정현함수와 白色雜音으로 이루어졌다고 가정할 수 있다. 이러한 확률과정으로부터 背景腦波의 파워스펙트럼 추정을 ARMA(autoregressive moving average) 모델중 AR부분과 MR부분의 차수와 파라미터가 같다고 본 PHD(Pisarenko harmonic decomposition)으로 시도된 바 있다. PHD에 의한 배경뇌파 파워스펙트럼 추정시 모델의 최적 차수는 뇌파의 시계열 데이터에 대한 자기 상관함수 행렬의 고유값으로 결정된다^{7,8)}.

<접수: 1988년 6월 11일>

*명지대학교 전자공학과

Dept. of Electronic Eng., Myungji University

본 논문에서는 PHD에 의해 배경뇌파 파워스펙트럼 추정시 정상성인의 腦波의 시계열 데이터에 自己相關函數 행렬의 고유값이 일정차수에서 그 변동량이 다른 차수에 비하여 작다는데 착안하여 그 일정차수에 대응되는 모델의 파라미터를 최소자승법을 구하는 LMS (least means square) PHD로 배경뇌파의 파워스펙트럼을 추정하려 한다. 이는 각 데이터마다 차수에 따른 최소 고유값을 반복적으로 구해서 모델의 파라미터를 구하여야 하는 PHD의 단점을 보완한 것이 된다. 그리고 이와 같은 방법의 타당성을 검토하기 위해서 MESE(maximum entropy spectral estimation) PHD 그리고 본 방법으로 구한 背景腦波의 대역별 평균 파워스펙트럼 백분율을 각각 구해서 비교 분석하였다.

2. LMS PHD에 의한 背景腦波 파워 스펙트럼 추정

腦波가 p개의 정현함수의 합성파로 이루어졌다고 가정하고 腦波의 시계열 데이터를 X_n 으로 腦波의 생성원인을 白色雜音으로 하여 ARMA 모델로 모델링할 때 AR (autoregressive) 부분과 MA (moving average) 부분의 차수와 파라미터를 동일하게 놓으면 모델식은 다음과 같은 식이 된다⁸⁾.

$$X_n = - \sum_{m=1}^{2p} A_m X_{n-m} + \sum_{m=0}^{2p} A_m W_{n-m} \dots\dots\dots (1)$$

식(1)의 모델식으로 부터 종래의 PHD에서는 최적차수와 그에 따른 파라미터 A_m 의 값을 관측데이터의 자기상관함수 행렬의 고유값으로 결정한다. 그런데 배경뇌파의 경우 정상성인의 배경뇌파 시계열 데이터에 대한 자기상관함수의 고유값이 일정차수에서 그 변동량이 다른 차수에 비하여 작다는 것을 발견하였다. 이와 같은 사실은 정상성인의 경우 배경뇌파의 시계열 데이터에 대한 ARMA 모델의 최적차수는 동일한 것으로 보이며 그 일정차수가 최적차수라 할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 PHD에 의한 배경뇌파 파워 스펙트럼 추정시 배경뇌파에 대한 모델의 최적차수를 결정할 수 있다면 차수에 따라서 모델의 파라미터를 반복적으로 구하는 과정을 거치지 않고 최적차수에 대응하는 파라미터를 최소자승법으로 구하려 한다. 이 방법은 PHD에서 모델의 파라미터를 구하는데 많은 연산량을 요하는 것을 줄일 수 있으므로 PHD의 단점을 보완한 것으로 사료된다.

먼저 모델의 차수 결정을 위하여 식(1)로부터 다음과 같은 식이 유도될 수 있다.

$$R_{xx} A = \sigma_w^2 A \dots\dots\dots (2)$$

여기서,

$$R_{xx} = \begin{bmatrix} R_{xx}(0) & \dots\dots\dots R_{xx}(-2p) \\ R_{xx}(2p) & \dots\dots\dots R_{xx}(0) \end{bmatrix}$$

$$A = [1, A_1, A_2, A_3, \dots\dots, A_{2p}]^T$$

이로 σ_w^2 은 白色雜音의 분산이며, $R_{xx}(i)$ 는 Lag가 i 인 自己相關函數이다.

식(2)는 腦波의 시계열 데이터 自己相關函數 행렬 R_{xx} 의 고유값이 白色雜音분산인 고유방정식이다. 식(2)의 파라미터 벡터 A 는 첫번째 원소의 값이 "1"이고 고유값이 σ_w^2 일 때의 고유벡터이다.

모델의 차수는 R_{xx} 의 최소 고유값이 일정한 값으로 수렴이 필요될 때 그때의 차수를 모델의 최적차수로 결정하는데, 腦波는 불규칙한 신호이므로 腦波 시계열 데이터 自己相關函數 행렬의 최소 고유값은 일정한 값으로 수렴이 되지 않는다. 그러므로 임의의 차수 m 에서의 최소 고유값과 차수 $m+1$ 의 최소 고유값이 거의 변화가 없을 때 최적차수 m 을 선택한다⁹⁾.

이렇게 선택된 최적차수에 따른 모델의 파라미터를 최소자승법으로 구하기 위하여 腦波 시계열 데이터 y_m 의 추정치 \hat{y}_m 을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\hat{y}_n = - \sum_{m=1}^{2p} A_m y_{n-m} + \sum_{m=1}^{2p} A_n W_{n-m} + W_n$$

$$n = 0, 1, \dots, 2p-1 \dots\dots\dots (3)$$

여기서 A_m 은 파라미터 추정치이다. 식(4)를 행렬식으로 나타내면

$$\hat{Y} = H\theta + W \dots\dots\dots (4)$$

이다. 여기서

$$\hat{Y} = [\hat{y}_0, \hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots\dots, \hat{y}_{2p-1}]^T$$

$$W = [w_0, w_1, w_2, \dots\dots, w_{2p-1}]^T$$

$$\theta = [-A_1, -A_2, \dots, -A_{2p-1}, A_1, A_2, \dots, A_{2p-1}]^T$$

$$H = \begin{bmatrix} y_{-1} & y_{-2} & \dots\dots, & y_{-2p} & w_{-1} & \\ y_0 & y_{-1} & \dots\dots, & y_{1-2p} & w_0 & \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \\ y_{2p-2} & y_{2p-3} & \dots\dots, & y_{-1} & w_{2p-2} & \\ w_{-2p} & \dots\dots, & w_{-2p} & & & \\ w_{-1} & \dots\dots, & w_{1-2p} & & & \\ \vdots & & \vdots & & & \\ w_{2p-3} & \dots\dots, & w_{-1} & & & \end{bmatrix}$$

이다.

관측치 y_n 과 추정치 \hat{y}_n 사이의 오차자승의 합 ϵ^2 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\epsilon^2 = \sum_{n=0}^{2p-1} |y_n - \hat{y}_n|^2 \dots\dots\dots (5)$$

식(5)의 ϵ^2 을 최소로 하는 θ 는 w_n 이 평균치영인 白色雜音이라 가정하면 다음식과 같다.

$$\theta = [H^T H]^{-1} H^T Y \dots\dots\dots (6)$$

또는

$$[H^T H] \theta = H^T Y \dots\dots\dots (7)$$

이다. 여기서

$$Y = [y_0, y_1, \dots, y_{2p-1}]$$

이다.

식(7)을 풀어보기 위하여 H 를 다음과 같이 분리시킬 수 있다.

$$[H] = [Y_1 : W_1] \dots\dots\dots (8)$$

여기서

$$Y_1 = \begin{bmatrix} y_{-1} & , & y_{-2} & , & \dots, & y_{-2p} \\ y_0 & , & y_{-1} & , & \dots, & y_{1-2p} \\ \vdots & & \vdots & & & \vdots \\ y_{2p-2} & , & y_{2p-3} & , & \dots, & y_{-1} \end{bmatrix}$$

$$W_1 = \begin{bmatrix} w_{-1} & , & w_{-2} & , & \dots, & w_{-2p} \\ w_0 & , & w_{-1} & , & \dots, & w_{1-2p} \\ \vdots & & \vdots & & & \vdots \\ w_{2p-2} & , & w_{2p-3} & , & \dots, & w_{-1} \end{bmatrix}$$

이다. 따라서 $[H^T H]$ 는

$$[H^T H] = [Y_1 : W_1]^T [Y_1 : W_1]$$

$$= \begin{bmatrix} Y_1^T Y_1 & Y^T W_1 \\ W^T Y_1 & W^T W \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} R_{yy} & 0 \\ 0 & \sigma_n I \end{bmatrix} \dots\dots\dots (9)$$

이다. 여기서 I 은 $2p \times 2p$ 의 단위행렬이고 R_{yy} 은

$$R_{yy} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-1} y_{i-1}, & \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-1} y_{i-2}, \dots, & & \\ & \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-1} y_{i-2p} & & \\ \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-2} y_{i-1}, & \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-2} y_{i-2}, \dots, & & \\ & \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-2} y_{i-2p} & & \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-2p} y_{i-2p}, & \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-2p} y_{i-2}, \dots, & & & \\ & \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-2p} y_{i-2p} & & & \end{bmatrix}$$

이다.

한편 식(7)의 $[H^T Y]$ 는

$$[H^T Y] = [Y_1 : W_1]^T Y$$

$$= \begin{bmatrix} Y_1^T Y \\ \dots \\ \dots \\ W_1^T Y \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} R'_{yy} \\ \dots \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (10)$$

이다. 여기서

$$R'_{yy} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-1} y_i, & \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-2} y_i, \dots, \\ & \sum_{i=0}^{2p-1} y_{i-2p} y_i \end{bmatrix}^T$$

이다. 그리고 A 를

$$A = \begin{bmatrix} -A_1 \\ \dots \\ A_1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (11)$$

로 나타낼 수 있다. 여기서

$$A_i = [A_1, A_2, \dots, A_{2p}]^T$$

이다.

식(7)에 식(9)(10)(11)을 대입하면

$$\begin{bmatrix} R_{yy} & 0 \\ 0 & \sigma_n I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -A_1 \\ A_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R'_{yy} \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (12)$$

이 된다. 식(12)에서 다음과 같은 연립방정식이 생긴다.

$$R_{yy} A_1 = -R'_{yy} \dots\dots\dots (13)$$

$$\sigma_n A_1 = 0 \dots\dots\dots (14)$$

식(14)는 성립될 수 없으므로 식(13)을 만족하는 A_1 를 구하면 이것이 모델의 파라미터가 된다.

이와 같이 얻은 파라미터를 계수로 하는 다항식의 근으로 부터 정현함수의 주파수들을 구할 수 있다. 그리고 각 주파수 f_i 의 파워 스펙트럼 P_i 은 자기상관함수들로부터 다음과 같이 구할 수 있다.

$$FR = R'_{yy} \dots\dots\dots (15)$$

여기서

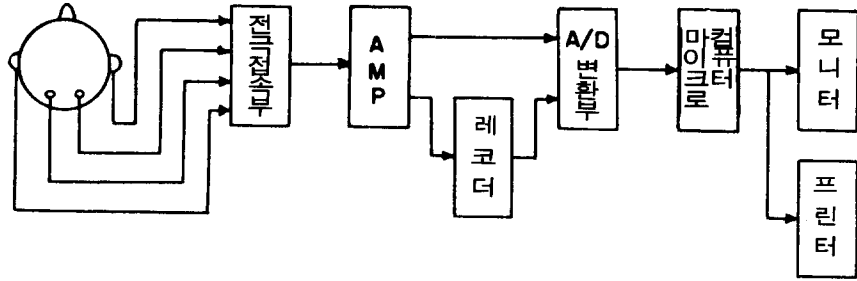


그림 1 배경뇌파 파워 스펙트럼 추정을 위한 시스템 계통도

$$F = \begin{bmatrix} \cos(2\pi f_1 \Delta t), \dots, \cos(2\pi f_p \Delta t) \\ \cos(2\pi f_1 2\Delta t), \dots, \cos(2\pi f_p 2\Delta t) \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \cos(2\pi f_1 p \Delta t), \dots, \cos(2\pi f_p p \Delta t) \end{bmatrix}$$

$$P = [P_1, P_2, \dots, P_p]$$

이다.

3. 실험 시스템 및 실험결과

3-1 실험 시스템

그림 1은 *LMS PHD*에 대한 배경뇌파의 파워 스펙트럼 추정을 위하여 구성한 시스템이다. 그림 1의 전극접착부는 뇌의 전기활동을 전극으로 도출하여 증폭기로 입력시키는 기능과 전극간의 저항을 측정할 수 있는 기능을 갖춘 전극박스(5117electrode box, 日本三業社)를 이용하였다.

본 실험에서 배경뇌파를 10/20 전극배치법에 준한 단극도출법으로 도출하기 때문에 전극과 두피간에 접촉저항이 15[KΩ] 미만이 되어야 하므로 이를 위하여 사용한 전극접착제는 밴드나이드(75%), 염화칼슘(15%), 식염(10%), 글리세린(5%)을 혼합해 만든 전극풀(electrode paste)이다. 한편 사용한 전극은 不分極性인 염화은(AgCl2)으로 만든 원판형 전극(disk electrode)이다.

뇌파는 [μV] 단위의 크기이고 생체에서의 전류는 10⁻⁷ ~ 10⁻⁸[A] 정도이므로 증폭기의 입력 임피던스는 50[MΩ] 이상되어야 하며 A/D 변환부에 입력되기 위해서는 증폭기의 증폭비는 120[dB] 이상되어야 한다. 배경뇌파의 주파수는 30[Hz] 미만이므로 필터의 차단주파수가 30[Hz]인 저역 통과 필터가 필요하다. 따라서 본

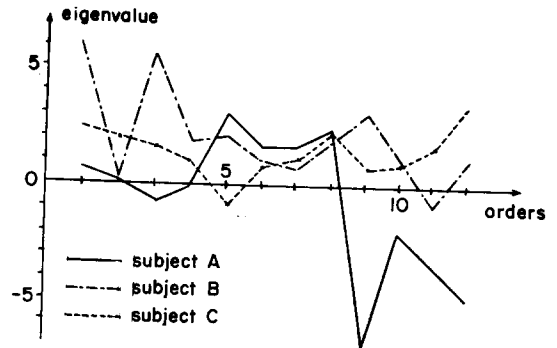


그림 2 차수에 따른 고유값

실험에서는 이러한 조건을 갖춘 4채널 polygraph을 사용하였다. 그림 1의 레코더는 4개의 신호를 동시에 보관할 수 있는 4채널 레코더이며 A/D 변환부는 증폭기로부터 출력되는 아날로그 신호를 디지털 신호로 변환하며 컴퓨터에 입력시키기 위한 것으로써 A/D 컨버터는 12비트 A/D컨버터 MD574A를 사용하였고 배경뇌파의 주파수가 30[Hz] 미만이므로 7.8×10⁻³[sec]로 표본화하였다. 마이크로 컴퓨터는 IBM-PC/AT 호환기종을 사용하였다.

3-2 실험 결과

背景腦波를 검출하기 위하여 정상 성인(남: 10명, 24~27세)를 암실에서 편안히 눕힌 다음, 전기적으로 불활성인 귀볼(A1, A2)와 활성인 후두부(O1, O2)에 전극을 부착하여 두 전극간의 전위차 변동을 단극도출법으로 검출하였다.

이러한 뇌파들로부터 모델의 최적 차수를 선택해야 하는데, 모델의 차수는 뇌파의 시계열 데이터에 대한 자기

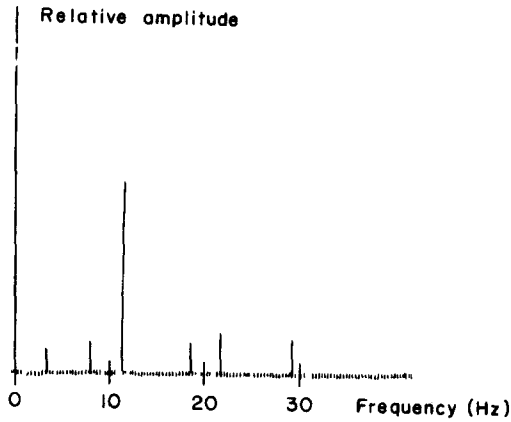


그림 3 LMS PHD에 의한 파워 스펙트럼

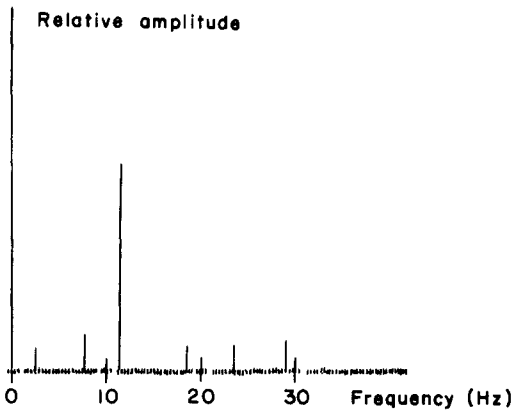


그림 4 PHD에 의한 파워 스펙트럼

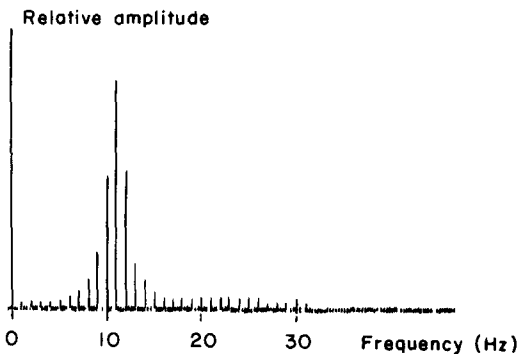


그림 5 MESE에 의한 파워 스펙트럼

相關函數의 최소 고유값이 일정한 값으로 수렴되기 시작하는 차수로 결정해야 하나 腦波는 불규칙 신호이기 때문에 일정한 값으로 수렴이 되지 않는다.

그림 2는 피검자중 세사람의 차수에 따른 최소 고유값을 나타낸 것이다. 그림 2에서 보는 바와 같이 고유값은 일정한 값으로 수렴이 되지 않았으며 다른 7명의 피검자들에게도 같은 현상이 나타났다. 그리고 피검자들의 고유값이 서로 다른 것은 사람마다 腦波의 크기가 같지 않기 때문이다⁷⁾.

그러나 차수 6,7에서 고유값의 변동이 다른 차수에서 보다 작게 나타났으며 이러한 현상은 다른 피검자들도 같았다. 따라서 제 2 장에서 언급한 대로 불규칙한 신호에 대해서는 고유값의 변화가 적을 때의 차수를 선택한다면 背景腦波에 대한 모델의 최적차수는 6차로 선택되어야 한다.

모델의 최적차수를 6차로 정한 다음 背景腦波(피검자 A)의 파워 스펙트럼을 LMS PHD와 종래의 PHD에 의해 구한 것을 그림 3과 그림 4에 나타내었다.

그림 4의 스펙트럼에 비해 그림 3의 스펙트럼 천이 현상을 그림 3의 모델의 파라미터가 최소 고유값에 대응하는 파라미터가 아니라 관측치와 추정치 사이의 최소자승 파라미터이기 때문이다. 그러나 대역별 파워는 별 차이가 없었다(표 1,2,3 참조)⁷⁾.

그림 5는 그림 3,4에 이용되었던 背景腦波에 AR모델을 설정하여 최대 엔트로피 추정법(MESE)로 구한 파워 스펙트럼이다¹⁰⁾.

그림 5는 AR모델에 의한 전형적인 背景腦波의 파워 스펙트럼분포를 나타내고 있다. 그림 3,4,5를 비교하면 각 주파수에 대한 파워의 크기는 차이가 있으나 같은 대역에 대한 파워 스펙트럼이므로 파워의 합은 같다. 따라서 그림 3,4는 그림 5의 파워 스펙트럼을 단지 6개의 주파수 성분으로 대표해서 나타낸 것으로 볼 수 있다.

표 1,2,3은 피검자 10명을 대상으로 하여 MESE로 구한 각 대역별 평균 파워 스펙트럼 백분율과 모델의 최적 차수를 6차로 설정하고 PHD와 최소 자승법을 이용한 PHD로 각각 구한 대역별 평균 스펙트럼 백분율이다.

표에서 보는 바와 같이 LMS PHD도 MESE와 PHD와 같이 각 대역에서 파워 스펙트럼을 추정했으며 背景腦波의 주성분이 α -대역이라는 사실과 부합되게 α -대역에서 파워 스펙트럼이 가장 크게 나타났다. 따라서 최소 자승법을 이용한 PHD도 근의 오차는 있지만 背景腦波

표 1 MESE에 의한 평균 파워 스펙트럼 백분율

Subject No.	Delta band	Theta band	Alpha band	Beta band
A	9.14	9.35	65.64	15.85
B	4.54	5.00	83.18	7.36
C	23.68	11.76	53.39	11.16
D	7.42	14.43	65.17	12.96
E	14.85	14.10	61.15	10.72
F	7.30	12.81	69.15	10.72
G	7.98	7.71	77.38	6.91
H	7.56	23.66	58.02	10.73
I	11.77	15.05	60.50	12.66
J	11.01	14.65	62.62	11.71

표 2 PHD에 의한 평균 파워 스펙트럼 백분율

Subject No.	Delta band	Theta band	Alpha band	Beta band
A	10.31	12.51	66.46	10.71
B	7.55	8.80	86.66	8.36
C	14.90	24.11	45.49	15.47
D	7.94	14.19	67.32	9.23
E	8.85	13.42	67.09	10.62
F	7.35	9.49	74.24	8.82
G	6.17	10.57	76.90	6.35
H	8.78	8.92	69.54	13.53
I	11.54	12.64	63.61	12.19
J	10.90	16.27	61.96	10.86

표 3 LMS PHD에 의한 대역별 평균 파워 스펙트럼 백분율

Subject No.	Delta band	Theta band	Alpha band	Beta band
A	9.32	11.34	66.66	12.71
B	6.23	7.36	78.21	8.20
C	18.26	17.78	50.72	13.24
D	7.59	13.63	67.57	10.87
E	11.64	13.97	63.86	10.54
F	7.68	10.49	72.36	9.47
G	7.48	8.13	76.56	7.83
H	9.14	16.27	65.31	9.28
I	12.57	13.59	57.44	16.40
J	10.76	17.68	63.10	8.46

의 파워 스펙트럼 추정이 가능하다고 판단된다.

4. 결 론

背景腦波의 시계열 데이터를 복합정현함수와 白色雜音으로 이루어진 확률과정으로 하여 모델의 최적 차수는 腦波 시계열 데이터에 대한 自己相關函數의 고유값으로 결정하고 背景腦波의 파워 스펙트럼 추정은 LMS PHD로 한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 뇌파의 시계열 데이터에 대한 자기상관함수의 고유값의 변동차를 고려할 때 모델의 최적차수는 6차로 선택되어야 한다.

2) LMS PHD로 구한 근은 종래의 PHD의 근보다 단위원 선상에서 벗어났지만 파워 스펙트럼은 각 대역에서 추정되며 단지 6개의 주파수로 배경뇌파의 주파수 성분을 나타내고 있다.

3) 대역별 평균 파워 스펙트럼 백분율을 분석하여 본 결과 LMS PHD도 MESE, PHD와 같이 α -대역이 다른 대역보다 큰 값으로 추정되므로 본 방법으로도 背景腦波의 파워 스펙트럼 추정이 가능하다.

참 고 문 헌

- 1) Bunichi Fujimori M.D., "Analysis of Electrical Phenomena of the Brain, Method and their Application," Igaku Shoin Ltd, 1966.
- 2) L.G. Kiloh, A.J. McComas, "Clinical Electroencephalography", pp. 64-87, Butterworth LTD. 1981.
- 3) John Makhoul, "Linear Prediction: A Tutorial Review", Proc. IEEE, Vol. 63, pp. 561-580, 1975.
- 4) Anders Isaksson, A. Wennberg, L.H. Zetterberg, "Computer Analysis of EEG Signal with parametric Models," Proc. IEEE, Vol. 69, No. 4, pp. 451-461, 1981.
- 5) J.A. Cadzow, "Spectral Estimation: An Overdetermined Rational Model Equation Approach" Proc. IEEE, Vol. 70, pp. 907-939, 1982.
- 6) Mankamura, S. NISHIDA, "Quantitative Analysis of organization by feature Extraction of the EEG power spectrum," Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol, Vol. 60, pp. 84-89, 1985.
- 7) 정명진, 황수용, 최갑석 "Pisarenko Harmonic Decomposition에 의한 背景腦波 파워 스펙트럼 분석에 관한 연구" 의공학회지 Vol. 8, Nol. pp. 69-74, 1987

- 8) Nirode Mohanty, "Random Signals Estimation and Identification," pp. 357-369 Van Nostrand Reinhold Co. Ltd., 1986.
- 9) Steven M. Kay, S.L. Marple, JR. "Spectrum Analysis A Modern Perspective," Proc. IEEE, Vol. 69, No. 11, pp. 1380-1419, 1981.
- 10) 최갑석 "제측 시스템과 신호처리", 전자공학회지, 의 공생체 공학특집, Vol. 13, No. 3, pp. 20-28, 1986.