

상관계수와 뉴럴 네트워크를 이용한 뇌 유발 전위의 분류

지 영준⁰, 박 광석^{*}

⁰서울 대학교 대학원 의용생체공학 협동과정, ^{*}서울대학교 의과대학 의공학 교실

CLASSIFICATION OF BRAIN EVOKED POTENTIAL USING CORRELATION COEFFICIENTS AND NEURAL NETWORK.

Youngjoon Chee⁰, Kwangsuk Park^{*}

⁰Interdisciplinary Program in Medical and Biological Engineering Major

^{*}Dept. of Biomedical Engineering, Seoul National University,

Abstract

In Visually Evoked Potentials(VEP) or Auditory Evoked Potentials(AEP), the components by the stimulation and the components which are irrelevant to the stimulation(noise or nonstationary spontaneous EEG) are mixed together. So one should average hundreds of EP waves to extract the components by the stimulation only. In this study, we have classified EP's, which are the responses of the different stimulations and different states of subjects. To classify the EP waves, the cross-correlation coefficients and neural network method(error back propagation) are used and compared.

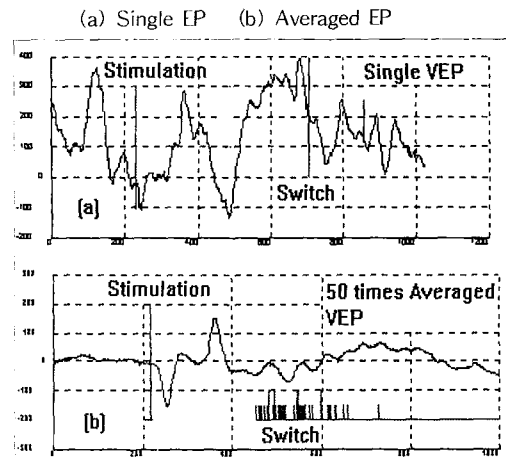
1. 도입

두피에서 측정할 수 있는 뇌전위(Brain Potential)에는 자발적인 신경 활동으로 발생하는 자발적인 뇌전위(Spontaneous Electroencephalogram)와 외부로 부터의 시각, 청각등의 자극을 감각기관을 통해 받은 신호에 의해 발생하는 유발전위(EP : Evoked Potential) 성분, 근육 운동시 발생하는 성분(Movement Related Potential)[2]등이 복잡하게 섞여 있다. 따라서 관찰하고자 하는 내용에 따라 뇌전위를 분석하는 방법이 달라진다. 이 중에서 피험자에게 시각, 청각등의 자극을 여러 번 반복해서 가하고 이 자극에 의해 유발되는 뇌전위를 측정 한 후에 이를 자극된 시점에 동기시켜 양산 평균하여 Nonstationary 성격의 자발적인 뇌전위 성분은 서로 상쇄되어 신호가 작아지고, 자극에 의한 성분만 동기되므로 크게 나타나게 된다. 즉, 개별 EP 파형에서는 자극에 의해 발생한 피크와 자발 뇌전위의 피크가 섞여 있어 자극에 의한 반응이 잘 보이지 않으나, 이러한 파형 수십 내지 수 백개를

자극 신호에 동기시켜 평균한 EP에서는 자극에 의한 성분(피크)만이 두드러져 나타나고 기타 성분(Spontaneous EEG Peak)은 각 파형마다 위상과 극성이 일치하지 않으므로 평균하면 서로 상쇄된다.(그림 1)

현재로서는 측정 한 EP를 평균하여 각 피크의 위치(Latency)와 피크의 상대적인 크기를 관찰하는 시간 영역(Time Domain)에서의 분석을 주로하고있다. 본 연구에서는 피험자에게 여러 종류의 자극을 가하여 자극의 종류에 따라 발생하는 EP의 분류와 피험자에게 자극에 대한 과제를 주어 자극의 인식과 과제의 수행중에 나타나는 EP의 분류를 목표로 하고 있다. 이는 궁극적으로 인간 심리, 각성, 의사를 뇌전위로부터 분석해내는것을 목표로 한다. 이를 위한 기초 연구로서 기본적인 시간 영역 분석 방법인 두 파형의 상관도를 보는 Correlation Coefficients와 뉴럴네트워크 알고리즘에서 가장 널리 사용되는 Error Back Propagation을 이용한 Multi-Layer Preceptron을 사용한 EP의 분류를 시도해 보았다.

(그림 1) Feature Extraction by Simple Averaging



2. 실험 방법

전체 실험 시스템의 구조는 [그림 2]와 같다. PC Monitor를 이용하여 시자극을 가하고, 발진 타이머와 스피커를 이용하여 톤을 발생시켜 청각 자극을 가한다. 이러한 자극과 동시에 두피에서 측정되는 뇌전위를 증폭하여 PC에 내장된 AD 변환기를 사용하여 EP를 기록한다. 측정 위치는 Cz-A2 사이를 Bipolar로 측정하였으며, Beckman EEG Machine의 앰프를 사용하였다. 12 bit, 1 kHz Sampling으로 EP wave를 디지털 신호로 변환하였다.

EP를 측정하기 위한 자극의 종류와 피험자에게 자극을 주었을 때의 과제에 따라서 다음의 [표 1]과 같은 여러 종류의 실험을 시행하였다.

[표 1] Experiments List

EXP.	Methods
① RESTING	> Eye Close, No Stimulation, No task
② V-VT	> Visual Stimulation, No Task > WHITE, GRAY, BLUE
③ A-VT	> Auditory Stimulation, No Task
④ V-SW	> Visual Stimulation, > Task : Switch Pressing
⑤ A-SW	> Auditory Stimulation > Task : Switch Pressing
⑥ V-O-C	> Visual Stimulation, Odd ball paradigm > Task : Mental Counting
⑦ A-O-C	> Auditory Stimulation, Odd ball paradigm > Task : Mental Counting
⑧ V-O-SW	> Visual Stimulation, Odd ball paradigm > Task : Switch Pressing
⑨ A-O-SW	> Visual Stimulation, Odd ball paradigm > Task : Switch Pressing

각각 실험은 100 회 이상의 Trial로 구성 되는데 한 번의 Trial은 [표 II]와 같이 구성된다.

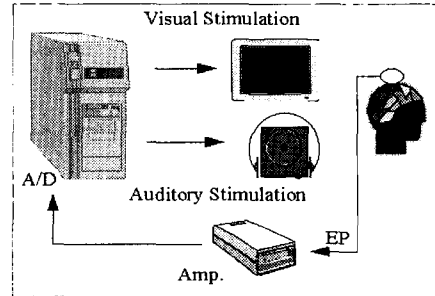
시각 자극은 PC의 Video Card의 Palette를 제어 함으로서 모니터에 순간적으로 나타나거나 사라지도록 하였으며 흰 색과 청색의 원(5°)을 사용하였다. 청각 자극은 고음(523 Hz)과 저음(261 Hz)의 Square Wave를 발진시켜 이를 제어하여 스피커를 통해 가하였다.

실험 ⑥,⑦,⑧,⑨는 Odd-Ball Paradigm에 의한 실험으로 Target이 20 %, Non Target 80 %의 두 종류 자극이 가해지는데, 피험자는 Target인 경우만 주어진 과제를 수행하는 것이다. 이는 ERP(Event Related Potential)중에 P300과 관련되어 수행되는 실험인데, [1][3] 실험 ⑥,⑦은 실험 ⑧,⑨와 달리 Target을 인식할 때마다 근육의 움직임이 필요없는 속으로 Target의 횡수를 세는 과제를 부과한 실험이다.

[표 II] Contents of 1 Trial of each Experiment.

Pre-Stimulation Period	200 msec.	} Sampling
Stimulation	100 msec.	
Post-Stimulation Period	700 msec.	
Inter-Trial Interval	500 - 1500 msec.	

[그림 2] Stimulation and Recording System for EP in PC environment



3. 분석 방법

EP 파형을 분류하기 위한 방법으로서 상관 계수 (Cross-Correlation Coefficients)를 구하여 이 값을 비교하는 방법과 Artificial Neural Network을 구성하여 최종 출력 뉴런의 값으로 분류하는 방법을 적용하였다. 각각의 EP에 대해서는 특별한 처리는 하지 않았으며 필요에 따라 Low Pass Filter와 DC Offset값을 제거하고 직선 성분까지 제거(Detrend)하는 처리를 하였다.

3.1 Cross-Correlation Coefficient Method

각각의 실험(분류하고자 하는 Class)에 대해 측정 한 파형을 N번 평균하여 Reference Wave를 만들고 (예 : 두 개의 Class B_n, D_n), 이를 기준으로 분류하고자 하는 파형 X_i 와 각각 상관 계수를 구한다.(4)

$$\rho_{B_n} = COV(B_n, X_i), \quad \rho_{D_n} = COV(D_n, X_i)$$

where $i = 1, 2, \dots, n$

ρ_{B_n}, ρ_{D_n} 의 값이 비교적 차이가 크게 어느 한 쪽이 크다면(예: $\rho_{B_n} > \rho_{D_n}$) 파형 X_i 는 큰 값을 갖는 Class(예 : B_n)로 분류할 수 있다. 이는 일반적으로 사용되는 Averaged Wave의 latency와 Peak Amplitude를 추정하여 분석하는 방법과 비교하여 피크를 검출하는 알고리즘이 필요없고 추정 오차를 줄일 수 있다는 장점이 있다.

3.1 Neural Network Method

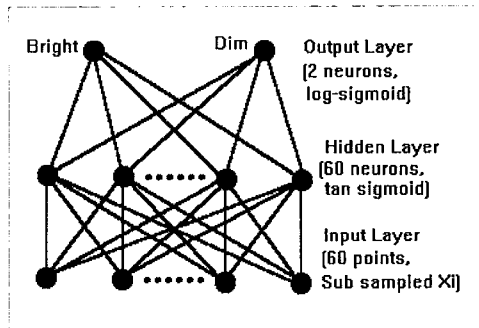
각각의 실험(분류하고자 하는 Class)에 대해 측정 한 파형을 n번 평균하여 Training Set을 구성한다. 그림 3과 같이 Input Layer, 한 층의 Hidden Layer, 2 개의 출력 뉴런을 갖는 네트워크를 구성하여

Training Set으로 뉴런간의 웨이트 값을 구한다.[5] 입력값으로 파형의 파라미터(각 Peak의 Latency와 Amplitude)를 넣을 수도 있겠으나 뉴럴 네트워크의 웨이트 값이 이러한 웨이브의 특성을 추출하여 분류하는것이 목적이므로 Training Set의 원소인 파형을 Subsampling하고 자극과 반응하는 시간을 중심으로하는 윈도우를 씌워 바로 입력값으로 사용하였다.

Hidden Layer의 수와 뉴런의 수를 최적의 값으로 구하는 체계적인 방법이 아직 없는 상황에서 가장 높은 정확도를 내는 값을 실험적으로 선택하였다.

출력 뉴런은 분류하고자 하는 Class의 수만큼으로 구성되며 각각의 뉴런은 해당 Class를 나타낸다. Error Back Propagation 방법으로 해당하는 뉴런의 값이 1 이되고 다른 출력 뉴런의 값은 0이 되도록 훈련시킨다. 입력 파형 X_i 에 대해 출력 뉴런중에서 다른 뉴런보다 큰 값을 가진 뉴런이 나타내는 Class를 X_i 가 속하는 클래스로 한다.

[그림 3] The Architecture of Neural Network System

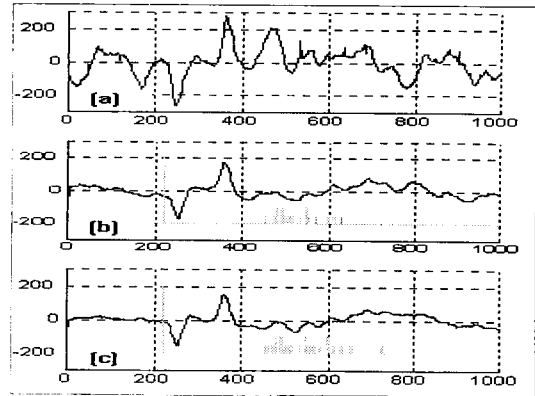


4. 결과 및 토의

[그림 4]는 실험 ④로 측정된 EP를 (a) 2 회, (b) 25 회, (c)는 50회 자극 순간에 동기시켜 평균한 파형이다. [그림 1]에서도 보았듯이 한번의 Wave로 부터 눈으로 보아 정보를 분석해 내는 것은 거의 불가능하다 하겠다. 신호처리 등의 테크닉으로도 쉬운 문제는 아닌 현실에서 가급적이면 정보를 뽑아낼 수 있는 최소한의 횟수 만큼만 평균하는 것이 중요하다. 또 평균을 할 수록 의미있는 피크는 더욱 예리해지고, 그렇지 못한 피크는 둔화되어 보임을 알 수 있다.

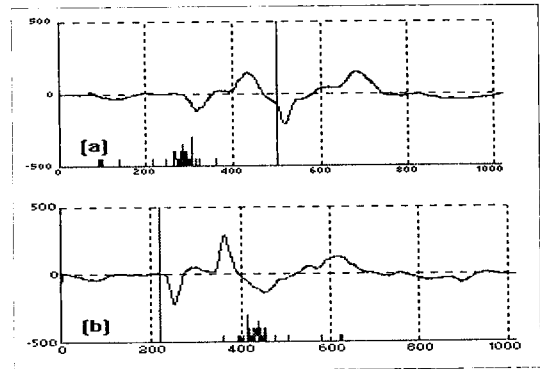
한편 [그림 5]의 (a)는 기존의 EP 분석 방법과는 달리 피험자가 스위치를 누르는 순간으로 동기시켜 평균한 것이다. (b)는 자극 순간으로 동기시킨 파형이다. (a)에서 두 번째 Negative Peak와 두 번째, Positive Peak가 (b)에서 보다 예리하게 보임을 알 수 있다. 이는 이러한 피크가 반응에 관계한 성분이 크다고 알 수 있겠다. 한편 앞에 있는 두개의 피크는 (b)의 경우가 더 날카로운데, 이 성분은 자극에 의한 성분으로 생각할 수 있겠다.

[그림 4] 실험 ④로 측정된 EP의 횟수별 평균 파형
(a) 2 회, (b) 25회, (c)는 50



[그림 5] 동기 시점에 의한 비교.

- (a) 스위치 누르는 순간에 동기
- (b) 자극하는 순간에 동기

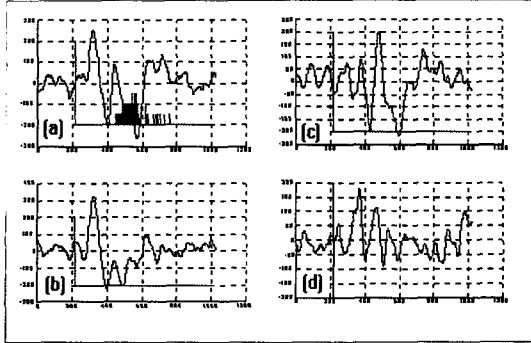


Odd Ball Paradigm에 의해 발생하는 ERP중에서 P300으로 추정되는 피크가 관찰되었는데 [그림 6]과 같다. [그림 6]의 (a), (b)의 경우는 800 msec 부근에 (c), (d)에는 없는 피크가 관찰되었다. 특히 (c), (d)에서와 같이 근육의 움직임이 필요없는 과제에 대해서도 관찰된 것으로 보아 이는 드물게 발생하는 Target의 인식과 과제의 수행에 관련되어 나오는 피크임을 알 수 있다.

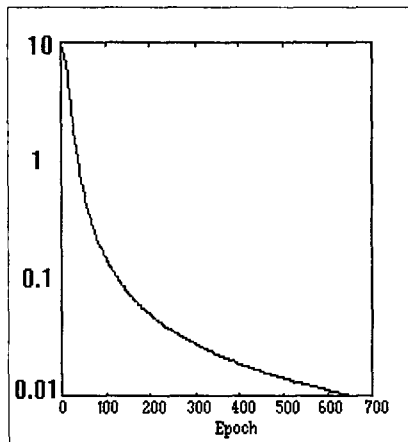
[그림 7]은 본 실험에서 구성한 Neural Network의 Weight 값을 구하는 Training Session에서의 Weight값이 Training되어 가는 과정을 보여주고 있다. 64 point input에 30 개의 Hidden node를 갖는 경우 모두 1000 회 이내의 training으로 제곱 합 오차 0.01 이내로 수렴함을 관찰하였다. Training Set으로는 모두 100 % 정확한 분류를 할 수 있었다.

[그림 6] 실험 종류에 따른 평균 파형

(a) 실험 ⑨의 Target (b) 실험 ⑨의 Non Target
 (a) 실험 ⑥의 Target (b) 실험 ⑥의 Non Target



[그림 7] Neural Network의 Traing 횟수에 따른 Squared Sum Error 곡선



3.1절과 3.2절에서 설명한 방법에 따른 EP의 분류에 있어서 두 가지 방법의 실험 결과를 [표 III]에 비교하였다. 각각의 EP를 10회 평균하면 90% 정도의 정확도를 보이지만 이러한 평균 횟수를 줄이는 것이 목적이므로 5회를 평균하여 주로 실험하였다. 실험 결과는 비교하는 두 그룹에 따라 달라지는데, 대표적인 두 경우를 아래에 보였다. 앞의 경우인 실험 ②의 두 가지 결과는 EP로 부터 다른 입력 내용을 분류할 수 있는가에 대한 결과이다. 실험⑨는 피험자의 Target 검출, 긴장도등과 관련된 P300 Wave의 검출을 위해 Odd Ball Paradigm을 시험하기위한 것이다.

[표 III] 두 가지 방법의 EP 분류 실험 결과

	실험 ②의 Bright vs Dark		실험 ⑨의 Target vs NonTarget	
	Training Set	Test Set	Training Set	Test Set
Cor. Coeff. Method	79 %	71 %	90 %	75 %
Neural Net Method	100 %	85 %	100 %	75 %

[표 IV]는 실험 ⑥의 Target vs. Nontarget 분류 실험에서 각각의 EP를 평균한 횟수에 따라 분류한 정확도이다. Training Set과 Test Set 모두에서 Neural Network 방법이 Correlation Coefficients 방법보다 같거나 나은 성능을 보였다.

[표 IV] 평균 횟수에 따른 실험 ⑥의 Target vs. Nontarget 분류 정확도.

	Cor. Coeff. Method		Neural Net. Method	
	Training Set	Test Set	Training Set	Test Set
n = 10	100 %	95 %	100 %	95 %
n = 5	100 %	90 %	95 %	80 %
n = 3	100 %	65 %	90 %	65 %

EP를 분석하여 피험자가 받은 자극의 내용을 분석하거나 피험자의 심리 상태에 따라 EP를 분류하고자 하는 최종 목적은 인간과 기계사이에 새로운 차원의 의사 전달 수단으로서의 가능성을 하기 위한 기초 단계의 연구이다. 또한 감성 공학이나 심리학의 분야에서의 응용도 가능하다고 할 수 있겠다.

참고문헌

- (1) Farwell & Donchin, Takingoff the top of your head, EEG and clin. neurophysiol. 70(1988), 510-523
- (2) M. Hallett, Central EMG and tests of motor control, EEG and clin. neurophysiol. 90(1994), 404-432
- (3) M. Falkstein, Late ERP components in visual and auditory Go/NoGo Task, EEG and clin. neurophysiol. 96(1995), 36-43
- (4) Alberto LG, Probability and Random Processes for Electrical Engineering, 330-335, 1989
- (5) Philip DW, Neural Computing, 43-60, 1989