

# Dataset을 활용한 뇌파 데이터 분석 방법에 관한 연구

이현주, 신동일\*, 신동규  
 세종대학교 컴퓨터공학과

e-mail: nedkelly@gce.sejong.ac.kr, {dshin, shindk}@sejong.ac.kr

## A Study on the analyzation method of EEG adapting Dataset

HyunJu Lee, DongIl Shin\*, DongKyo Shin  
 Dept of Computer Engineering, Sejong University

### 요 약

뇌파는 최근에 가장 많이 연구되고 있는 생체신호이다. 본 연구에서는 오픈 감정뇌파데이터인 DEAP Dataset를 활용한 데이터 분석 실험을 시행하였다. DEAP Dataset는 총 32개의 데이터이며, 32채널로 구성되어 있다. 전처리 과정에서는 디지털 필터인 IIR(Infinite Impulse Response) Filter를 사용하여 잡음을 제거하였고, 인공산물인 안구잡과(EOG: Electrooculograms) 제거에는 LMS(the Least Mean squares) 알고리즘을 사용하였다. 감정분류는 Valence-Arousal 평면을 사용하여 네 개의 감정으로 구분하였고, 분류 실험으로는 패턴인식 알고리즘인 SVM(support Vector Machine)를 사용하였다. 실험결과 SVM이 70%대의 결과를 도출하여 이전 실험결과보다 높은 정확도를 도출하였다.

### 1. 서론

뇌파는 신경계에서 뇌신경 사이에 신호가 전달될 때 생기는 전기의 흐름으로 심신의 상태에 따라 다르게 나타나며 뇌의 활동상황을 측정하는 가장 중요한 지표이다. 뇌파를 활용한 연구로는 일반적으로 감정인식과 스트레스 측정이 있다. 뇌파를 활용한 감정인식 연구는 [1-3]에 의해서 연구된 사례가 있으며, 이들은 감정을 분류하여 분류 알고리즘으로 분류기 실험을 하여 정확도를 도출하였다. 본 연구에서는 감정인식 오픈데이터인 DEAP Dataset[4]를 활용한 데이터 분석방법에 관한 연구를 진행하였으며, SVM을 사용한 분류실험을 시행하였다. 향후에는 SVM 외에 감정분류에 유용한 패턴인식 알고리즘에 대한 연구와 전처리 시 다른 연구에서 사용되었던 필터 및 특징분석 방법에 관한 연구가 필요하다.

### 2. 뇌파의 분류

뇌파는 복잡하게 진동하는 형태를 지니고 있으며, 저마다의 전위 값이 다르다. 따라서 뇌파를 관찰할 때는 진동하는 주파수의 범위와 전압 값에 따라 인위적으로 Delta파(0.1-3Hz; 20-200uV), Theta파(4-7Hz; 20-100uV), Alpha파(8-12Hz; 20-60uV), Beta파(13-30Hz; 2-20uV), Gamma파(30-50Hz)로 분류된다[5].

표 1. 뇌파의 종류와 관련된 의식상태

뇌파종류	파장 대	의식상태
Delta	0.1-3Hz	깊은 수면상태, 뇌 이상상태
Theta	4-7Hz	수면상태
Alpha	8-12Hz	이완 및 휴식상태
Beta	13-30Hz	집중/활동상태, 스트레스상태
Gamma	30-50Hz	불안/초조등 강한 긴장상태

DEAP Dataset[4]은 남·여 각각 16명으로, 총 32명의 사용자에게서 40편의 비디오를 시청한 뒤의 감정상태를 기록하였다. 레코딩된 신호는 총 32개의 채널과 512Hz로 샘플링 되었다, 그림 1은 32개의 채널을 표현한 봉타주이다[6].

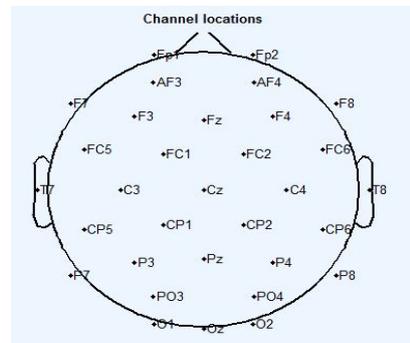


그림 1. 32채널 봉타주

\* 교신저자 : 신동일 dshin@sejong.ac.kr

[4]는 감정분류방법으로 Valence-Arousal평면을 사용하였다. Valence-Arousal 평면은 LAHV(Low-Arousal-High-Valence), HAHV(High-Arousal-High-Valence), LALV(Low-Arousal-Low-Valence), HALV(High-Arousal-Low-Valence)으로 총 사분면으로 구성되어있으며, 감정상태가 사분면 중 어느 면에 근접한지를 추정하는 방법이다. 각각의 사분면에 근접한 감정상태는 LAHV(Fear:두려움), HAHV(Happy:행복), LALV(sad: 슬픔), HALV(Calm: 고요) 이다.

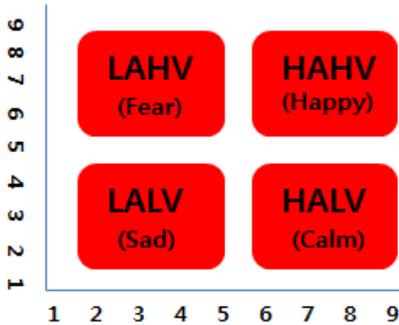


그림 2. Valence-Arousal 평면

### 3. 실험방법

#### 3.1 실험과정

전처리과정은 두 단계로 진행을 하였는데, 기존잡음을 제거하는 과정인 디지털 필터링단계와, 인공산물인 안구잡파(눈 깜박임)를 제거하는 단계가 있다.

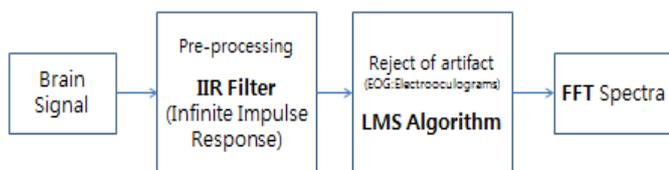


그림 3. 실험과정

뇌파신호는 IIR(Infinite Impulse Response) Filter을 사용하여 잡음을 제거한다. IIR filter은 비선형주기의 필터로써, 입력신호의 값과 출력신호의 값이 재귀적(recursive)으로 적용되어 필터링이 수행된다. 그러므로 구현식의 형태로 반복되며 특성함수인 임펄스 응답은 무한한 길이를 갖는다. 본 실험에서는 low-pass cutoff frequency는 40Hz로 지정하였고, high-pass cutoff frequency는 0.5Hz로 지정하였다. 두 번째는 인공산물인 안구잡파 제거를 위해 LMS 알고리즘을 사용하였다. LMS(the Least Mean Squares) 알고리즘은 비정상적인 생체신호를 제거하는데 유용하기 때문에 인공산물 제거에 사용하였다. 두 단계에서 잡음이 제거된 신호는 FFT분석을 시행하여 주파수대별로 Power Spectrum분석을 하여 특징 추출을 하였다.

FFT분석시 0-40Hz의 주파수 영역을 5개로 나누고, 여러 잡파가 많이 발생하는 Delta를 제거하였다. 변환한 주파수 범위에 따라 Theta(4-7Hz), Alpha(8-12Hz), Beta(13-30Hz), Gamma(30-40Hz)로 분석하였다. FFT분석은 Matlab를 사용하였고, FFT를 통한 각각의 주파수 대역별 값은 배열로 저장된다. 분석된 파형을 도출 후 이를 수치화한 데이터로 저장하여 분류알고리즘으로 실험을 하였다.

#### 3.2 분류 알고리즘

분류알고리즘은 생체신호에서 많이 사용되었던 SVM(Support Vector Machine)을 사용하여 분류실험을 시행하였다. SVM은 최대마진 초평면을 갖는 알고리즘으로 선형 비선형 알고리즘보다 우수한 성능을 보인다. SVM은 단지 점들을 분리하는 초평면을 찾는 것이 아니라 점들을 분리할 수 있는 수많은 초평면들 가운데 마진이 최대가 되는 초평면을 찾는 것이다[6].

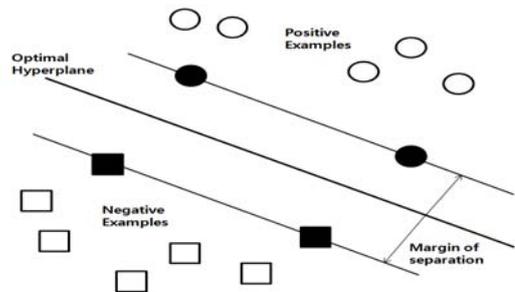


그림 4. Support Vector Machine

#### 3.3 실험결과

실험은 DEAP Dataset의 32개의 데이터 중에서 10개의 데이터를(남5, 여5) 선택하여 실험하였다. SVM을 활용한 분류 실험은 WEKA[7]를 사용하였다. 분류 시에 교차검증(Cross-Validation)은 10-fold로 맞추어 진행하였다. 실험 후에 TP(True-Positive), TN(True-Negative), FP(False-Positive), FN(False-Negative)을 도출하였고, 이를 활용하여 정확도(Accuracy)를 계산하였다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

표 2. SVM 실험결과 비교

Classifier	This Study	Kazuhiko Study
SVM	71.85%	66.7%

표 2는 본 실험의 결과와 이전 시행된 연구의 결과를 비교하였다. This Study는 본 실험의 결과이고, Kazuhiko Study[3]는 Kazuhiko Takahashi의 연구결과이다. [3]의 결과는 뇌파를 활용한 감정분류를 시행하여 SVM으로 분류한 결과를 나타낸 것으로, 본 실험의 결과와 비교분석하였다. 실험결과 [3]은 70%대의 결과에 미치지 못하였지만,

본 실험은 71.85%의 결과를 도출하여 이전에 결과에 비해 높은 정확도를 도출하였다.

[7] WEKA : <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

#### 4. 결론 및 토의

생체신호는 최근에 많이 연구되는 분야이며, 근래에는 뇌파에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 감정인식은 뇌파에서 많이 연구되고 있는 주제이며, 본 실험에서는 오픈 데이터인 DEAP Dataset를 활용한 데이터 분석 방법에 관한 연구를 시행하였다. 분류 알고리즘으로는 생체신호에서 가장 많이 사용되었던 알고리즘인 SVM을 활용하여 정확도를 도출하였다. 실험결과 71.85%의 정확도를 도출하여 이전의 실험결과보다 우수하였다. 향후에는 SVM 외에도 다른 연구에서 시행된 베이지안 네트워크, C 4.5 및 다양한 트리 알고리즘을 활용한 실험을 진행할 필요가 있다. 아울러 다른 연구에서 사용되었던 특징추출 방법인 웨이블릿변환과, HOS(Higher Order Spectra), AR(Auto Regression), FD(Fractal Dimension)방법을 적용한 연구를 시행할 필요가 있다.

#### Acknowledgement

“본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 IT/SW 창의연구과정의 연구결과로 수행되었음” (NIPA-2013-(H0502-13-1034))

#### 참고문헌

- [1] Kim. D. H. and Hwang. K. S, “Development and verification of digital EEG signal transmission protocol,” J. KICS, vol. 38C, no. 7, pp. 623-629, 2013.
- [2] Sohaib. A. T, Qureshi. S, Hagelback. J, Hilborn. O, and Jercic. P, “Evaluating classifiers for emotion recognition using EEG,” Foundations of Augmented Cognition Lecture Notes in Computer Science, vol. 8027, pp. 492-501, 2013.
- [3] Takahashi. K, “Remarks on SVM-based on emotion recognition from multi-modal bio-potential signals,” in Proc. 2004 IEEE Int’l Workshop on Robot and Human Interactive Communication, pp. 95-100, Sept. 2004.
- [4] Koelstra. S, Muhl. C, Soleymani. M, Lee. J. S, Yazdani. A, Ebrahimi. T, Pun. T, Nijholt. A, and Patras. I, “DEAP: A database for emotion analysis using physiological signals,” IEEE Trans. Affective Computing, pp. 18-31, 2012.
- [5] 유길상, 트리스탄 바사, 김인우, 연제혁, 유태경, 이원형, “EEG생체신호 검출을 위한 안구잡과 최소화 기법,” 한국인터넷정보학회, Vol.6, No. 2, pp. 655-658, 2005.
- [6] Duda. R. O, Hart. P. E, and Stork. D G, “Pattern classification,” Wiley-Interscience, 2000.