

사건 관련 전위(Event-related potential) 기반 긍정/부정 단어에 대한 정서가(Valence) 분류 연구

손귀영†, 이원영*

세종대학교, *LG CNS

sgy1017@sejong.ac.kr, *wonyoung.lee@lgcns.com

A Study on Valence Classification for Emotional Word Processing with Event-related Potential(ERP)

Guiyoung Son, Wonyoung Lee*

Sejong University, *LG CNS

요 약

일상생활에서 언어는 의사소통의 중요한 역할을 한다. 이러한 의사소통에는 상호간의 감정을 통해 교류가 이루어진다. 사건 관련 전위(Event-related potential)는 언어처리 연구에서 많이 활용되고 있으며, 특히 감정언어 처리에서는 LC(late positive component) 성분 검출을 통하여 정서(Valence)를 구분하는 연구가 많이 이루어지고 있다. 본 논문은 감정인식 연구에서 단어인지 과제를 통하여 ERP 성분인 LPC 검출에 따른 긍정/부정 감정을 분류해보고자 한다. 그 결과, 부정의 단어에서 LPC가 500ms에서 검출되었고, 평균 전위값 또한 긍정단어보다 높다는 것을 확인할 수 있었다. 반면에, 중립의 단어에서는 검출되지 않았다. 또한, LPC 검출의 유효성을 검증하기 위한 SVM 기반의 감정분류를 통하여 67.92%의 성능을 확인할 수 있었다. 본 연구를 통하여 긍정/부정 기반의 정서가 분류에 관한 지속적인 연구가 필요하며, 이와 더불어 시간 종속성을 반영하여 딥러닝을 통한 성능 향상을 기대해볼 수 있을 것이다.

I. 서 론

우리는 사람과 사람간의 상호작용에서 감정을 통해서 의사소통이 이루어진다. 일반적으로 사람의 음성, 행동, 표정 등을 통해서 감정을 알아차리지만, 이는 표현의 강도에 따라 감정을 인식하는 데 있어서 객관화하기에는 다소 부족한 면이 존재한다. 이러한 점을 보완하기 위해 최근에는 심박수, 뇌파, 온도 등 생체신호 기반의 감정인식 연구에 관한 관심이 증가하고 있다. [1]

언어는 의사소통에서 화자의 생각을 전달하는 중요한 역할을 한다. 우리는 음성에서 느껴지는 어조와 강도에 따라서 화자의 감정을 파악할 수 있지만, 화자가 말하는 언어에 대한 파악할 수 있다면, 더 쉽게 감정을 이해할 수 있다.

감정 단어는 이해할 때는 먼저 단어에 의미에서 감정을 느끼고 그 후에 긍정인지 부정인지를 느끼게 된다. 이를 감정-인지(affect-cognition) 과정이라고 하고, 이와 반대로 단어를 인지한 후 감정을 느낄 때는 이는 보통 사회성을 반영하기 때문에 감정에 대한 개인 간의 차이가 나타나게 된다. [2]

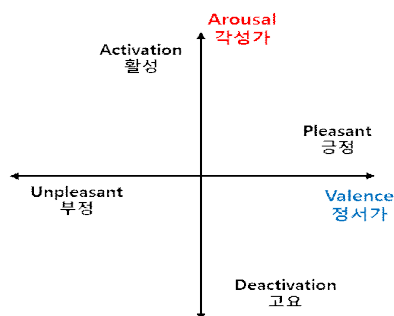


그림 1. 감정 모델 (정서가: 긍정 vs. 부정, 각성: 활성화 vs. 고요)

사건관련전위(Event-related potential, ERP)는 언어처리 과정에서 나타나는 뇌인지 반응을 추출하는 방법으로 그 전압변동에 대한 ERP 성분(Component)의 평균 전위를 통해서 언어처리반응을 확인할 수 있다. [3]. 대표적으로 EPN(Early posterior negativity), LPC(Late positive component) 성분추출을 통하여 감정 단어처리에 대한 지속해서 연구되고 있다. 특히, 긍정/부정의 정서가를 판단하기 위해서는 LPC가 많이 검출되고 있다. (그림 1) [4, 5]

본 논문에서는 감정언어에 대한 단어 판단과제를 통하여 긍정/부정에 대한 뇌 인지 반응인 LPC에 대한 검출 여부를 확인하고, 유효성 검증을 위하여 기계학습을 통한 감정분류의 성능을 확인하고자 한다.

II. 실험방법

1) 실험자료

본 실험을 위하여 Imbir et al(2015)의 데이터를 사용하였다 [6]. 데이터는 총 22명의 폴란드어를 구사하는 여성으로 구성되었으며 오른손잡이, 정신·신경학적 질환이 없는 참가자였다. 실험에 사용된 단어는 긍정 30개(예: ulga, relief), 부정 30개(예: smierc, death), 중립 30개(예: dzenie, going)로 총 90개의 폴란드 단어이다. 자료수집은 Odd ball 실험 패러다임으로 진행되었고, 실험 진행순서는 다음과 같다.

- (1) 모니터 중앙에 「+」가 0.5 초~1.5초 사이의 무작위로 시간으로 제시된다.
- (2) 감정 단어가 1초간 감정별 무작위로 제시된다.
- (3) 감정화면이 2초간 제시된다.
- (4) 단어에 대한 감정평가가 3초 동안 제시된다.

실험은 총 3개의 세션으로 구성되어 있다.

2) 데이터 처리

뇌파 수집은 19채널(Fz, Cz, Pz, Fp1/2, F7/8, F3/4, T3/4, C3/4, T5/6, P3/4, O1/2)의 TMSI사의 Pti7 측정 장비를 사용하여, 국제 10-20 표준시스템 기준에 따라 측정되었다(그림 2). 뇌파 측정을 위한 기본 표본율(sampling rate)은 1,024Hz, 양쪽 귀 뒤를 참조전극(reference)이 설정되었다. 또한 뇌파 전극 전도율(impedence)은 5 k Ω 이하로 유지되도록 하였다.

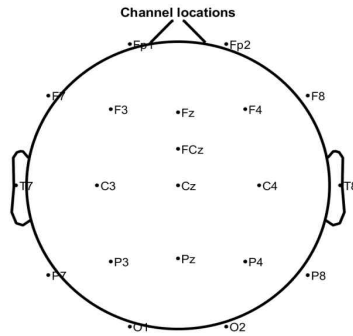


그림. 2. 19채널 전극의 위치

뇌파 데이터는 측정 후 방해파 등을 제거하기 위한 전처리과정을 거치고, 이를 통하여 깨끗한 데이터를 얻을 수 있다. 전처리과정은 다음과 같다. 1) 필터링(0.01Hz ~15Hz), 2) 감정별로 분절(segment), 3) 수작업(visual inspection)을 통한 방해파 제거, 4) 방해파 제거를 위한 독립성분분석((Independent Component analysis, ICA)의 과정으로 진행되었다. 다음으로 LPC 성분을 추출하기 위하여 분절한 뇌파 데이터에 Epoch (-300ms~800ms)와 Baseline 제거(-300ms~100ms)과정을 진행하였다. 뇌파의 전처리과정은 Matlab 기반의 EEGLAB Toolbox를 사용하였다. [7]

3) 실험설계

긍/부정 단어처리 과정에서 검출되는 LPC 성분을 추출하기 위하여, 단어 제시기준으로 200~800ms까지 파워 스펙트럼값을 FFT(Fast Fourier Transform)을 이용하여 0.1~15Hz의 주파수 대역의 데이터를 추출하였다. 데이터는 Sliding window 방법으로 Window의 크기 100ms로 설정하여 모든 전극에 대하여 1개의 데이터로 생성하였다. 실험은 5-fold 교차검증(Cross validation)을 수행하였고, Python 기반의 Scikit-learn, Pytorch library를 사용하여 구현하였다. [8, 9]

4) 실험환경

긍/부정 감정 단어에 대한 ERP 데이터 분류를 위하여 SVM을 활용하여 분류를 진행하였다. SVM은 대표적인 기계학습 분류기로 데이터를 범주별로 자동분류하는 대표적인 지도학습기법 중 하나이다. 실험환경은 다음과 같다. (표 1)

표 1. SVM 실험환경 변수 설정값

분류기	매개변수	값
SVM	Kernel	Linear Radial basis function(RBF)
	Parameter C	1
	Gamma	scale

III. 실험 결과

표 2 는 긍/부정, 중립의 감정 단어에 대한 LPC 검출에 따른 감정분류 성능을 비교한 결과이다. 뇌파 데이터는 비선형의 데이터로 Radial basis function(RBF) 사용하였을 때, 분류 성능이 67.92%를 확인하였다.

표 2. LPC 검출 반응에 따른 감정분류 정확도

분류기	분류정확도(%)
Liner-SVM	54.21
RBF-SVM	67.92

IV. 결론

본 논문은 감정 단어에 대한 뇌 인지 반응을 ERP 성분 검출을 통하여 확인하고 기계학습기반의 감정분류 성능을 확인하였다. 기존의 감정인식 연구는 각성가(Arousal) 연구가 주를 이루었고, 정서가(Valence) 연구는 그 성능에는 한계가 존재했다. 이러한 점에서 본 연구는 정서가 분류를 진행했다는 점에서 큰 의미를 둘 수 있다. 이와 더불어 뇌파는 감정인식에 활용될 수 있는 다양한 특징요소를 포함하고 있으므로 향후 데이터 정량화 및 딥러닝 기반의 알고리즘을 통한 감정인식 시스템 개발로 연구를 확장해볼 수 있을 것 기대할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임. (No. NRF-2022R1I1A1A01053144)

참 고 문 헌

- [1] Alarcao, S. M., & Fonseca, M. J. (2017). Emotions recognition using EEG signals: A survey. IEEE Transactions on Affective Computing, 10(3), 374-393.
- [2] Scherer, K. R. (2005). What are emotions? And how can they be measured?. Social science information, 44(4), 695-729.
- [3] Luck, S. J. (2014). An introduction to the event-related potential technique. MIT press.
- [4] Palazova, M., Sommer, W., & Schacht, A. (2013). Interplay of emotional valence and concreteness in word processing: An event-related potential study with verbs. Brain and language, 125(3), 264-271.
- [5] Pauligk, S., Kotz, S. A., & Kanske, P. (2019). Differential impact of emotion on semantic processing of abstract and concrete words: ERP and fMRI evidence. Scientific reports, 9(1), 1-13.
- [6] Imbir, K. K., Jarymowicz, M. T., Spustek, T., Kuś, R., & Żygierewicz, J. (2015). Origin of emotion effects on ERP correlates of emotional word processing: the emotion duality approach. PLoS One, 10(5), e0126129.
- [7] Delorme, A. and S. Makeig, EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. Journal of neuroscience methods, 2004. 134(1): p. 9-21
- [8] Pedregosa, F., et al., Scikit-learn: Machine learning in Python. the Journal of machine Learning research, 2011. 12: p. 2825-2830.
- [9] Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., ... & Chintala, S. (2019). Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library. Advances in neural information processing systems, 32.