

# 사용자 의도 인식을 위한 KoGPT2기반 SSVEP를 활용한 Mind Sentencer 시스템

오성택\* · 서태웅\* · 박승민\*\*

Mind Sentencer System using KoGPT2-based SSVEP for Intention Recognition

Seong-Taek Oh\* · Tae-Woong Seo\* · Seung-Min Park\*\*

## 요약

뇌-컴퓨터 인터페이스(BCI)는 언어 장애가 있는 개인을 돕는 데 유망한 결과를 보여왔다. Mind Speller라는 BCI 시스템은 사용자 의도 인식 기술을 평가하는 동시에 언어 능력을 상실한 사람들을 돕는 데 사용되어 왔다. 본 연구는 Mind Speller를 대규모 언어 모델(LLM) 기술과 통합하여 그 성능을 개선하는 방법을 제안한다. SSVEP 기반 Mind Speller와 한국어 언어 모델 KoGPT-2를 결합함으로써, 기존 Mind Speller에 비해 타이핑 속도를 향상시키는 것을 목표로 한다. 이 연구는 언어 능력을 상실한 개인들에게 실질적인 도움을 제공하고자 하였으며, 언어 장애가 있는 사람들에게 더 효율적이고 정확한 의사소통 도구를 제공할 수 있는 가능성을 모색한다. 본 논문에서 제안한 Mind Sentencer는 기존 Mind Speller보다 67% 향상된 문장 생성속도를 보인다.

## ABSTRACT

Brain-computer interfaces (BCIs) have shown promising results in assisting individuals with speech impairments. A BCI system called Mind Speller has been used to evaluate user intention recognition skills while also helping people with speech impairment. This study proposes a method to integrate Mind Speller with Large Language Model (LLM) techniques to improve its performance. By combining SSVEP-based Mind Speller with Korean language model KoGPT-2, we aim to improve typing speed compared to conventional Mind Speller. This study sought to provide practical assistance to individuals with speech impairment and seeks the possibility to provide more efficient and accurate communication tools to people with speech impairment. The Mind Sentencer proposed in this paper shows 67% improvement in sentence generation speed over the conventional Mind Speller.

## 키워드

BCI(Brain Computer Interface), Intention Recognition, KoGPT-2, LLM, SSVEP  
뇌-컴퓨터 인터페이스, 대규모 언어 모델, 사용자 의도 인식, 정상상태 시각유발 전위, KoGPT-2

\* 동서대학교 연구원(runaka25ssh215@gmail.com)

\* 동서대학교 연구원(xodnd8384@gmail.com)

\*\* 교신저자 : 동서대학교 소프트웨어학과

• 접수일 : 2024. 10. 06

• 수정완료일 : 2024. 11. 08

• 게재확정일 : 2024. 12. 12

• Received : Oct. 06, 2024, Revised : Nov. 08, 2024, Accepted : Dec. 12, 2024

• Corresponding Author : Seung-Min Park

Dept. Dongseo University

Email : sminpark@dongseo.ac.kr

## I. 서론

뇌-컴퓨터 인터페이스(BCI: Brain-Computer Interface) 기술은 사용자의 뇌파를 감지하여 의도를 파악하고 이를 기반으로 다양한 응용 분야에 활용되고 있다. BCI 기술은 신경 재활, 의사소통 장애 극복, 게임 및 가상 현실 등에서 높은 잠재력으로 인해 최근 많은 주목을 받고 있다. 특히, 신경계 손상이 있는 환자들에게 새로운 의사소통 수단을 제공할 수 있는 가능성은 이 기술의 중요한 장점으로 부각되고 있다.

SSVEP(steady-state visual evoked potential) 기반 BCI 기술은 사용자가 특정한 시각적 자극에 반응할 때 발생하는 뇌파의 변화를 분석하여 의도를 파악하는 데 매우 효과적이다. 이 방법은 사용자가 일정한 주파수의 시각적 자극을 주시할 때 나타나는 뇌파의 패턴 변화를 활용하여, 상대적으로 간단한 구조로도 높은 정확도를 달성할 수 있는 장점이 있다. SSVEP 기반 BCI는 신속한 정보 입력과 자연스러운 사용자 경험을 제공할 수 있어, 다양한 응용 분야에서의 활용 가능성이 높아지고 있다.

Mind Speller는 P300, SSVEP, Hybrid와 같은 기술들을 적용시켜 타이핑 속도와 정확도를 평가한다. 행/열 자극 제시 패러다임을 사용하는 P300기반 입력 시스템은 도입 이후 컴퓨터에서 단어를 출력하는데 좋은 성능을 입증했다[3][4]. 그러나 Mind Speller는 적은 개수와 언어의 특징, 단어의 길이 등을 고려하여 영어 알파벳을 기본으로 사용해왔다. 한글 Mind Speller 개발이 적은 이유는 자음과 모음의 수가 겹날자를 포함하면 40개로 영어의 26개보다 많고 초성, 중성, 종성으로 이루어져[5], 사용자가 하나의 음절을 입력하기 위해 최소한 하나의 자음과 하나의 모음을 입력해야 하고, 중성과 종성의 구분이 어려워 의사소통의 효율성이 저하될 수 있다.

이에 본 연구에서는 SSVEP를 기반으로 뇌파를 측정하고 딥러닝을 사용해서 분류하여 초성을 출력하고 출력된 초성을 자동완성을 통해 단어를 출력한다[2]. 그 후 파인튜닝된 대형 언어 모델(LLM)인 KoGPT-2를 결합하여, 한글 Mind Speller의 가장 큰 단점인 초성, 중성, 종성 입력의 시간적 한계를 극복하고, 타이핑 속도를 올릴 수 있는 Mind Sentencer 시스템을 제안한다. Mind Sentencer는 사용자가 입력한 초성을

기반으로 단어를 자동으로 완성하고, 이러한 단어들을 LLM을 통해 자연스러운 문장으로 생성하는 기능을 포함한다. 이러한 기능을 포함한 Mind Sentencer는 기존 SSVEP 기반 Mind Speller보다 타이핑 속도가 약 67% 향상되었다. 이러한 기능은 특히 의사소통이 어려운 환자들에게 큰 도움이 될 것으로 기대된다.

## II. 이론적 배경

### 2.1 SSVEP

SSVEP는 일정한 주파수로 깜박이는 시각적 자극에 대한 뇌의 반응을 나타내는 뇌파 패턴으로 주로 내측 후두 전극 부위(Brain 10-20에서 Oz, O1, O2)에서 활발히 나타난다. 본 연구에선 수신된 SSVEP 신호의 전력 스펙트럼 밀도 분석(PSDA)을 기반으로 하며, 이 분석에서 자극 주파수 성분의 SNR을 계산한 다음 가장 높은 SNR의 주파수를 최종 예측으로 선택한다. 본 연구의 SSVEP를 활용하기 위해 사용된 전극은 Pz, POz, PO3, PO4, PO5, PO6, Oz, O1, O2 9개이다.

### 2.2 Mind Speller

Mind Speller는 1988년 Farwell, Donchin에 의해 처음 제시된 시각적 자극의 실시간 피드백으로 인한 알파벳 타이핑으로 만들어졌다[1]. 이때 Mind Speller는 p300기술을 사용하여 만들었고, 이후 2009년 Volosyak과 연구원들에 의해 SSVEP기반 Mind Speller가 제시되었다. Volosyak에 의해 개발된 Mind Speller는 Farwell, Donchin에 의해 개발된 P300 기반 Mind Speller보다 타이핑 속도가 10.6 bit/min 빠르다. 이후로 P300과 SSVEP를 같이 사용하는 Hybrid Mind Speller가 개발되기도 했다.

### 2.3 대규모 언어 모델(LLM)

대규모 언어 모델(LLM)[6-8]은 자연어 처리 분야에서 최근 몇 년간 급격한 발전을 이루어낸 기술로, 대량의 텍스트 데이터를 기반으로 학습하여 언어를 이해하고 생성하는 능력을 갖추고 있다. 이러한 모델은 Transformer 아키텍처를 기반으로 하며, 주어진 입력에 대해 다음 단어를 예측하는 방식으로 훈련된다. LLM은 문맥을 이해하고 일관된 응답을 생성할 수 있어, 대화형 AI, 텍스트 요약, 번역 등 다양한 응

용 분야에서 활발히 활용되고 있다. LLM의 주요 특징은 그 규모로, 수십억 개의 파라미터를 가진 모델들이 복잡한 패턴을 학습하고 다양한 문맥에서 언어를 생성할 수 있는 능력을 지닌다. 이러한 모델들은 특정 도메인에 맞게 Fine-tuning을 통해 조정될 수 있어, 다양한 산업 분야에서의 활용 가능성을 높인다.

### 2.4 KoGPT-2

KoGPT-2[9]는 Korean Generative Pre-trained Transformer2의 약어로, SKT에서 개발한 한국어 GPT 모델이다. 대규모 언어 모델(LLM)인 GPT-2를 기반으로 하여, 주어진 텍스트의 다음 단어를 잘 예측할 수 있도록 학습된 언어 모델이며 문장 생성에 최적화되어 있다. GPT-2[10]는 대량의 데이터로부터 패턴과 문맥을 학습하여 보다 자연스럽고 일관된 텍스트를 생성하는 데 중점을 두고 있다. 특히 KoGPT-2는 부족한 한국어 성능 한계를 개선하기 위해 40GB 이상의 텍스트로 학습된 한국어 디코더(decoder) 언어 모델로, 한국어 위키백과 이외에도 뉴스, 모두의 말뭉치 v1.0, 청와대 국민청원 등의 다양한 데이터를 학습하여 개발되었다. KoGPT-2는 한국어에 최적화된 토큰라이저를 사용하여 입력 텍스트를 분할하고 처리함으로써 보다 정교한 언어 모델링을 가능하게 한다. 이 토큰라이저의 사전 크기는 51,200이며, 대화에 자주 쓰이는 이모티콘과 이모지 등을 추가하여 해당 토큰의 인식 능력을 높였다.

## III. 연구방법

### 3.1 연구 환경

하드웨어 환경으로는 CPU AMD Ryzen 7 7700X 8-core Processor, 메모리 64GB, GPU NVIDIA GeForce RTX 3090 Ti 8GB를 이용하였고 데이터 구축은 Revit 2025, Belnder 4.1, Speckle 2.13.0, Matlab R2023b를 이용하여 진행하였다. 학습환경은 Python 3.9, Pytorch 2.1.0를 이용하였다.

### 3.2 데이터 전처리

본 연구에서는 KoGPT-2 모델을 파인튜닝하기 위해 AI-Hub의 주제별 텍스트 일상 대화 데이터를 사

용하였고, 총 134,263건의 데이터가 포함되어 있다. 데이터 주제 분포는 계절/날씨, 주거와 생활, 건강 등 20여개 주제로 분포되어 있다. 수집된 데이터를 다섯 가지 카테고리 ‘일상대화’, ‘요청’, ‘건강’, ‘주문’, ‘교육’으로 분류하고, 각 카테고리에 맞는 문장들을 매핑하여 정제하였다. 이 과정을 통해 KoGPT-2 모델의 입력에 적합한 데이터셋을 마련하였다. 전체 데이터셋의 약 80%를 훈련 데이터로 사용하고, 나머지 20%를 검증 데이터로 설정하였다.

### 3.3 KoGPT-2 파인튜닝 과정

본 연구에서는 데이터 전처리 과정에서 준비한 데이터셋을 활용하여 KoGPT-2 모델을 그림 1과 같이 파인튜닝하였다. 먼저, 필요한 라이브러리와 모듈을 임포트하고, 하이퍼파라미터를 설정하였다.

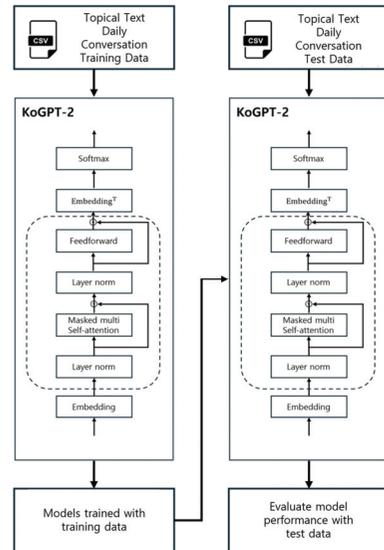


그림 1. 파인튜닝 과정  
Fig. 1 Fine tuning process

이후, 토큰라이저를 로드하고, 패딩 토큰을 추가하였다. 그리고 전처리된 학습 데이터를 로드하여 모델 학습에 필요한 입력 형식으로 준비하였다.

다음 단계로, 훈련 데이터와 검증 데이터를 결정한 뒤, KoGPT-2 모델을 로드하고 토큰 임베딩 크기를 토큰라이저의 크기에 맞게 조정된 후, GPU 장치로 모델을 이동시켰다. 학습 과정에서는 설정된 에폭 수만

큼 반복하며, 학습 손실을 계산하였다. 데이터로더를 통해 입력 텍스트를 가져오고, 이를 모델에 입력하여 손실 값을 산출하였다. 손실 값에 대한 역전파를 수행한 후, 옵티마이저를 통해 가중치를 업데이트하였다.

검증 데이터는 각 에폭마다 사용하여 모델의 성능을 평가하고, 학습 손실과 검증 손실을 비교함으로써 과적합을 방지할 수 있도록 하였다. 학습이 진행되는 동안 손실 값을 기록하여 각 에폭마다 평균 손실을 출력하였다. 마지막으로, 평균 검증 손실이 이전의 최소 손실보다 낮을 경우, 현재 모델을 저장하고 파인튜닝 과정을 종료하였다.

### 3.4 Mind Sentencer 자극 발생기 개발

Mind Sentencer 자극발생기는 총 4단계이며 1단계는 카테고리 선택, 2단계는 초성 출력, 3단계는 생성된 단어 선택, 4단계는 생성된 문장 선택이다.

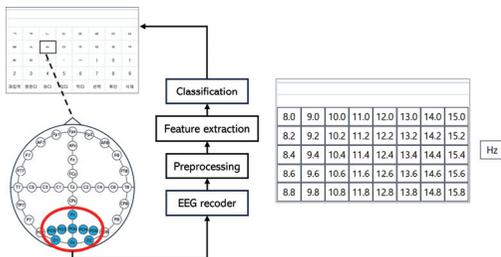


그림 2. Mind Sentencer의 초성 출력 과정  
Fig. 2 Mind Sentencer's Initial Output Process

모든 단계에서 선택은 그림 2와 같은 과정으로 선택되고, 1단계에서 각 카테고리는 8.0Hz ~ 12.0Hz로 깜박이고, 2단계에서 5 X 8 매트릭스는 각각 8.0Hz ~ 15.8Hz로 깜박이고, 3단계에서 생성된 단어들은 각 8.0Hz ~ 12.0Hz로 깜박이고, 4단계에서 생성된 문장은 8.0Hz ~ 13.0Hz로 깜박인다. 깜박이는 주파수의 범위가 8.0Hz ~ 15.8Hz인 이유는 주파수가 겹쳐서 공명현상이 발생하는 것을 방지하기 위해서이다.

## IV. 연구 결과

Mind Sentencer를 실행하면 그림 3의 Step 1과 같이 카테고리 선택 윈도우가 제시된다. 각 카테고리는 8.0Hz ~ 12.0Hz로 깜박이고, 사용자가 원하는 대화의

주제에 맞게 선택한다. 카테고리를 선택하는 이유는 LLM 문장생성 과정에서 사용자의 의도에 맞는 범위를 줄이기 위해서이다.



그림 3. 1단계 카테고리 선택 과정  
Fig. 3 Step 1 Category Selection Process

그렇게 카테고리를 선택한 후, 2단계는 초성 입력 단계이다. 그림 4와 같이 5×8 매트릭스로 이루어진 초성 키패드(“ㄱ”, “ㄴ”, “ㄷ”, “ㄹ”, “ㅁ”, “ㄴ”, “ㅇ”, “ㅂ”, “ㅅ”, “ㅇ”, “ㅈ”, “ㅊ”, “ㅋ”, “ㆁ”, “ㅌ”, “ㅍ”, “ㅎ”, “.”, “-”, “|”, “0”, “1”, “2”, “3”, “4”, “5”, “6”, “7”, “8”, “9”, “재입력”, “원한다”, “하다”, “있다”, “먹다”, “선택”, “확인”, “삭제”)가 있으며 각각 8.0Hz ~ 15.8Hz로 깜박인다. 각 버튼은 2.5초간 깜박이다 2초간 멈춘다. 사용자가 원하는단어의 초성을 바라보면 발생하는 뇌파를 DNN으로 분류하여 초성을 출력한다.

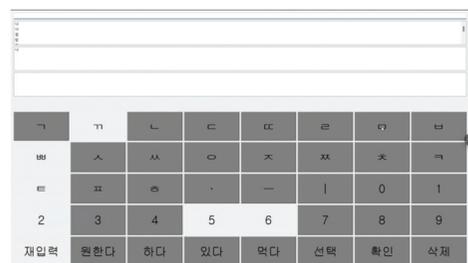


그림 4. 2단계 초성 입력 과정  
Fig. 4 Step 2 Initial consonant input process

그림 5는 3단계는 생성된 단어 생성 단계이다. 초성이 모두 입력되면, “선택” 버튼을 눌러 자동 완성된 단어 5개 중 하나를 선택할 수 있다. 선택된 단어는 화면에 저장되고 “확인”버튼을 누르면 저장된 단어들이 KoGPT-2를 통해 문장으로 생성된다.

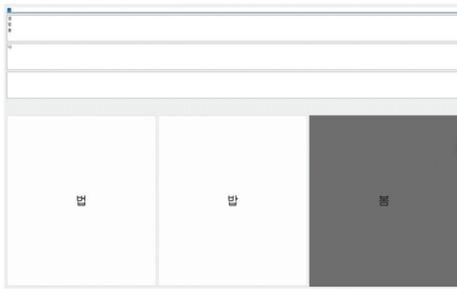


그림 5. 3단계 생성된 단어 선택 과정  
Fig. 5 Step 3 Generated Word Selection Process

그림 6은 4단계는 완성된 문장들을 선택하는 단계이다. 서로 다른 의미의 문장 5개를 보여주고 각각 8.0Hz ~ 12.0Hz로 깜박이는데, 5개의 문장 중 사용자가 원하는 문장이 없다면 “재생성” 버튼을 통해 다시 문장을 생성할 수 있다. 그리고 문장생성이 끝나면 다시 2단계로 넘어간다. 만약 다른 주제로 대화하고 싶다면 “재입력” 버튼을 누르면 1단계로 돌아간다.



그림 6. 4단계 생성된 문장 선택 과정  
Fig. 6 Step 4 Sentence Selection Process

## V. 결 론

Mind Sentencer는 표 01과 같이 기존 Mind Speller보다 문장 생성 시간이 67% 향상되었다.

이 시스템을 통해 환자들은 자신의 생각이나 감정을 보다 쉽게 표현할 수 있게 되어, 치료 과정에서의 심리적 안정감을 높일 수 있다. 또한, 환자들이 기본적으로 필요로 하는 욕구를 쉽게 문장으로 표현할 수 있는 기회를 제공한다. 이러한 기술적 진보는 궁극적으로 인류의 삶의 질을 향상시키는 데 기여할 것으로 기대된다. 본 연구는 Mind Sentencer 시스템의 개념

을 제안하고, 향후 SSVEP기반 Mind Speller의 정확도 및 타이핑 속도의 향상을 개선할 예정이다.

표 1. 기존 Mind Speller와 문장 생성 시간 차이  
Table 1. Sentence generation time difference from existing Mind Speller

comparative sentence	Traditional Mind Speller(sec)	Mind Sentencer(sec)
감사합니다	23.4	11
과제 했어	19.5	10.75
밥 먹었어	21.45	10.75
배고파	11.7	12.8
안녕하세요	21.45	11
안녕히가세요	27.3	11
오늘 날씨 어때	27.3	22.55
오늘 뭐 먹을까	31.2	14.75
잘 지내니	17.55	14.65
축하해	13.65	8.8
total time	214.5	128
average	21.45	12.8

### 감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2022R1G1A1012554).

## References

- [1] L. Farwell and E. Donchin, "Talking Off the Top Utilizing Event-Related Brain Potentials," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 70, no. 6, 1988, pp. 510-523. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(88\)90149-6](https://doi.org/10.1016/0013-4694(88)90149-6)
- [2] O. B. Guney, M. Oblokulov and H. Ozkan, "A Deep Neural Network for SSVEP-Based Brain-Computer Interfaces," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 69, no. 2, Feb. 2022, pp. 932-944. <https://doi.org/10.1109/TBME.2021.3110440>
- [3] U. Hoffmann, G. Garcia, J. Vesin, K. Diserens, and T. Ebrahimi, "A Boosting Approach to P300 Detection with

- Application to Brain- Computer Interfaces," *Proc. 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, Arlington, VA, USA, Mar. 2005, pp. 97-100.  
<https://doi.org/10.1109/CNE.2005.1419562>
- [4] D. Krusienski, E. Sellers, D. McFarland, T. Vaughan, and J. Wolpaw, "Toward Enhanced P300 Speller Performance," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 167, no. 1, 2008, pp. 15-21.  
<https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2007.07.017>
- [5] T. Lee, T. Kam, and S. Kim, "A P300-Based Hangul Input System with a Hierarchical Stimulus Presentation Paradigm," *2011 International Workshop on Pattern Recognition in NeuroImaging*, Seoul, Korea (South), 2011, pp. 21-24.  
<https://doi.org/10.1109/PRNI.2011.20>
- [6] T. Wolf, "Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing," *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations*, vol. 2020, no. 1, pp. 38-45, 2020.  
<https://doi.org/10.18653/v1/2020.emnlp-demo.6>
- [7] H. Zhang, H. Song, S. Li, M. Zhou, and D. Song, "A Survey of Controllable Text Generation Using Transformer-based Pre-trained Language Models," *ACM Computing Surveys*, vol. 56, no. 3, pp. 1-37, October 2023.  
<https://doi.org/10.1145/3617680>
- [8] J. Li, T. Tang, W. X. Zhao, J.-Y. Nie, and J.-R. Wen, "Pre-Trained Language Models for Text Generation: A Survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 56, no. 9, pp. 1-39, April 2024.  
<https://doi.org/10.1145/3649449>
- [9] J. Van Stegeren and J. Myśliwiec, "Fine-tuning GPT-2 on Annotated RPG Quests for NPC Dialogue Generation," *FDG '21: Proceedings of the 16th International Conference on the Foundations of Digital Games*, Article No. 2, pp. 1-8, October 21, 2021.  
<https://doi.org/10.1145/3472538.3472595>
- [10] G. Yenduri., "GPT (Generative Pre-Trained Transformer)– A Comprehensive Review

on Enabling Technologies, Potential Applications, Emerging Challenges, and Future Directions," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 54608-54649, 2024.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3389497>

## 저자 소개



### 오성택(Seong-Taek Oh)

2019년 ~ 현재 동서대 소프트웨어학과 학부생  
※ 관심분야 : BCI(뇌-컴퓨터 인터페이스), 헬스케어, 기계학습



### 서태웅(Tae-Woong Seo)

2019년 ~ 현재 동서대 소프트웨어학과 학부생  
※ 관심분야 : 기계학습, 딥러닝, 자연어처리, 인공지능



### 박승민(Seung-Min Park)

2010년 중앙대학교 전자전기공학부 졸업(공학사)  
2019년 중앙대학교 대학원 전자전기공학과 석박사통합과정 졸업(공학박사)

2019년~현재 동서대학교 소프트웨어학과 조교수  
2022년~현재 동서대학교 AI+X융합연구센터장  
2021년~현재 산업인공지능 표준화포럼 운영위원  
※ 관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 기계학습