

마인드 팡 제어를 위한 사물인터넷을 이용하는 뇌-기계 인터페이스 개발

김훈희*

국립부경대학교 컴퓨터·인공지능공학부 교수

Development of Brain-machine Interface for MindPong using Internet of Things

Hoon-Hee Kim*

Professor, Department of Computer Engineering and Artificial Intelligence, Pukyong National University

요약 뇌-기계 인터페이스(BMI)는 신경활동을 통해 발생하는 전기 신호인 뇌파를 해석하여 기계를 제어하는 인터페이스이다. BMI는 다양한 분야에 적용될 수 있으나 뇌파 측정 및 해석을 위한 하드웨어의 휴대성이 낮아 대중적으로 사용되기에 어렵다는 단점이 있다. 이런 문제점을 해결하기 위해 이전 연구에서는 클라우드 컴퓨팅을 이용한 사물인터넷 기반 뇌-기계 인터페이스 시스템을 제안하였다. 본 연구에서는 위 시스템의 실시간 사용성을 증명하기 위하여 뇌파로 팡(Pong) 게임을 조종하는 애플리케이션을 개발하여 테스트하였다. 그 결과 제안된 BMI 사용자가 최적 제어 인공지능과의 실시간 팡 게임 대결에서 대등한 스코어를 보였다. 따라서 본 연구 결과는 사물인터넷 기반 뇌-기계 인터페이스가 일상생활 속 다양한 실시간 애플리케이션으로 활용될 수 있음을 시사한다.

주제어 : 사물인터넷, 뇌-기계 인터페이스, 클라우드 컴퓨팅

Abstract Brain-Machine Interfaces(BMI) are interfaces that control machines by decoding brainwaves, which are electrical signals generated from neural activities. Although BMIs can be applied in various fields, their widespread usage is hindered by the low portability of the hardware required for brainwave measurement and decoding. To address this issue, previous research proposed a brain-machine interface system based on the Internet of Things (IoT) using cloud computing. In this study, we developed and tested an application that uses brainwaves to control the Pong game, demonstrating the real-time usability of the system. The results showed that users of the proposed BMI achieved scores comparable to optimal control artificial intelligence in real-time Pong game matches. Thus, this research suggests that IoT-based brain-machine interfaces can be utilized in a variety of real-time applications in everyday life.

Key Words : Internet of Things; Brain-machine Interface; Cloud Computing

본 논문은 2022학년도 부경대학교(202212510001), 과학치안 공공연구성과 실용화 촉진 시범사업 연구과제(No.1711174175), 한국연구재단(No.2022H1D8A3038663), 한국연구재단(RS-2023-00242528), Startup Growth Technology Development Project(Strategic)(No.1425174568) 지원을 받아 수행됨.

교신저자 : 김훈희(h2kim@pknu.ac.kr)

접수일 2023년 10월 7일 수정일 2023년 11월 25일 심사완료일 2023년 11월 29일

1. 서론

사물인터넷, 인공지능 등 최신 기술 발전과 맞물려 다양한 분야에서 인터페이스의 편의성이 중요시되고 있다. 최근에는 뇌파를 이용하여 생각만으로 스마트기기를 조작할 수 있는 뇌-기계 인터페이스 연구가 활발하게 진행되고 있다[1-2]. 뇌-기계 인터페이스(BMI, Brain-machine Interface)는 신경세포의 전기신호를 측정하여 인간의 생각을 디코딩(decoding)하는 기술이다. BMI 기술은 응용성이 높은 기술로서 로봇, 드론, 마우스 커서 조종 같은 단순 움직임 조작[3-5]뿐만 아니라 감정 상태 파악[6], 헬스케어[7] 등 다양한 분야에서 연구되고 있다.

뇌파를 측정하는 방법은 크게 침습적 방법과 비침습적 방법으로 나누어진다. Electroencephalogram(EEG)은 비침습적으로 두피 위에서 전극을 이용하여 측정하는 뇌파이다[8]. EEG는 신경세포의 전기적 신호가 두개골, 두피를 통과하여 측정되기 때문에 다양한 잡음(noise)과 아티팩트(artifact)가 같이 측정되는 단점이 있다. 하지만 외과적 시술 등이 필요 없고 간편하게 사용할 수 있다는 장점이 있다. 한편, Electrocorticography(ECoG)는 침습적 방법으로 두개골 안쪽 뇌의 표면에서 전극을 설치하여 측정하는 뇌파이다[9-13]. ECoG은 EEG와는 달리 노이즈, 아티팩트가 상대적으로 적지만 측정을 위해서 외과적 수술이 필요하다는 단점이 있다. 따라서 EEG를 이용하는 뇌-기계 인터페이스가 일반인이 이용하기에 더 적합하다.

뇌-기계 인터페이스는 사물인터넷으로 연결된 다양한 에지(Edge) 디바이스를 제어하기에도 적합한 차세대 사용자 인터페이스이다. 하지만 정밀한 뇌파 측정 장치는 너무 크고 불편하여 일상생활에서 지속가능하게 착용하기 어렵다. 또한 측정된 뇌파를 분석하기 위해서는 기계 학습이 가능한 프로세서가 필요한데 이를 에지 디바이스에서 구현하기가 어렵다. 이런 문제점을 해결하기 위해 최근 클라우드 컴퓨팅을 이용한 사물인터넷 시스템을 구축하여 실시간으로 측정되는 뇌파의 정량 분석을 구현 연구가 진행되었다 [14]. 본 연구에서는 그 후속으로서 사물인터넷에 적용될 수 있을 정도로 일상생활에서 사용이 가능한 저 채널(Low Channels) 무선 뇌파 측정 장비를 이용한 뇌-기계 인터페이스 응용 예제를 제안하고자 한다. 구체적으로는 최근 뉴럴링크(Neuralink)사에서는 발표한 영장류의 뇌파를 침습적으로 측정하여 생각만으로 pong 게임(Pong Game)의 막대(bar)를 조종하는 데모[15]를 비침습적 시스템으로 구현하고자 한다. 특히 기존

의 감각-운동 신호를 이용하는 뇌파 디코더와는 달리 적은 수의 전전두엽의 신호만을 측정하여 운동 상상(motor imagery)이 아닌 조작 의도(intention)를 직접 디코딩할 수 있음을 보였다.

2. 시스템 구현

2.1 클라우드 사물인터넷 기반 뇌-기계 인터페이스 구현

본 연구에서는 뇌-기계 인터페이스를 일반인 사용자가 사용하기 쉽도록 이전 연구에서 개발된 클라우드 사물인터넷 기반 뇌-기계 인터페이스를 응용하였다[14]. 뇌파 측정은 전두엽의 신호만을 측정하도록 커스터마이징된 무선 뇌파 측정 장치인 OpenBCI를 이용하였다. 뇌-기계 인터페이스 사용자는 오퍼레이팅 랩탑의 화면을 통해 pong 게임을 수행하도록 하였으며, 동시에 뇌파 데이터를 아마존 웹 서비스(AWS)의 사물인터넷 프로토콜(AWS IoT)을 이용하여 클라우드 서버로 전달 하였다. 전달된 뇌파데이터는 실시간으로 스토리지 S3에 저장되고, 각 뇌파데이터의 메타 데이터는 DynamoDB에 저장 되도록 하였다. 또한 뇌파 디코더는 기계학습모델이 작동 되는 Sagemaker를 통해 학습하고 추론하도록 설계하였다 (Fig. 1).

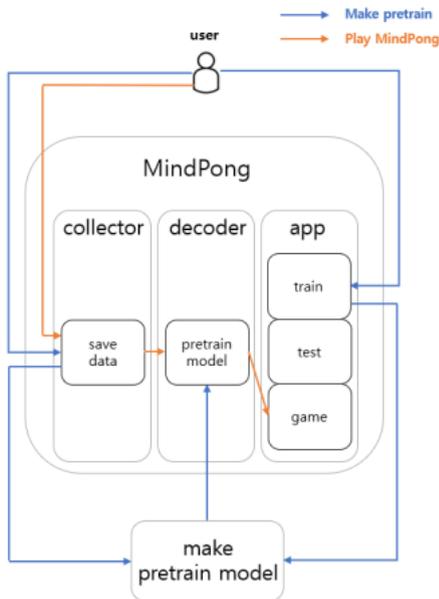


[Fig. 1] Brain-machine Interface System based on Cloud IoT Service [14]

2.2 마인드 풍 시스템

풍 게임과 뇌파를 해독하는 디코더의 시스템 구성은 다음과 같다. 사용자의 EEG 신호를 수집하고 사용자의 의도를 파악하여 이를 해석하는 기계학습 모델을 만드는 모듈(decoder), 실시간으로 EEG 신호가 측정하여 데이터를 수집하는 모듈(collector) 그리고 사용자별 기계학습 모델을 이용하여 풍 게임을 진행하는 모듈(app)로 구성된다 (Fig. 2). 본 연구에서는 EEG를 이용하는 풍 게임을 마인드풍(MindPong)이라 명명하였다.

본 연구 실험은 훈련 세션과 플레이 세션으로 나누어 진행되었다. 훈련(Training) 세션에서 피험자는 뇌파 디코딩용 기계학습 모델을 훈련하기 위해 EEG 신호와 클래스(Class) 데이터(막대의 움직임 방향)를 수집하였다. 클래스 데이터는 EEG 신호 수집과 동시에 수집되었으며 막대가 위로 올라가는 명령을 생각할 때는 클래스 값을 1, 아래로 내려가는 명령을 생각할 때는 클래스 값을 -1로 하여 수집하였다. 수집한 EEG와 클래스 데이터를 사용하여 실시간 EEG 신호에 대한 클래스 값을 예측하는 사용자별 기계학습 모델을 구축하였다. 이후 플레이 세션에서 구축한 기계학습 모델을 마인드풍을 게임을 진행하는 모듈에 적용하고, 각 사용자는 개인 맞춤형 기계학습 모델을 사용하는 실시간 마인드풍 게임을 진행하였다.



[Fig. 2] MindPong Diagram

2.3 뇌파 데이터 수집

본 연구에서 OpenBCI 장비를 이용하여 뇌파를 측정하였다. OpenBCI는 최대 16개의 전극 채널을 제공하지만, 사용자의 의도(Intention) 신호에 해당하는 전전두엽 뇌파를 측정하는 F7, F3, Fp1, Fp2, F4 그리고 F8 채널만 사용하였다. 뇌파 측정 장비의 샘플링 레이트는 125Hz로 고정하였다.

총 20명의 피험자(20대, BMI 비 경험자, 정상인)를 이용하여 뇌파 데이터를 수집하였으며, 디코더 모델 훈련을 위해서 피험자마다 10일 동안 30분씩 실험을 진행하였다.

수집된 EEG의 신호 품질을 확인하기 위해서 시간 축을 기준으로 측정된 뇌파 데이터를 주파수 대역별 파워 값을 확인하였다. 측정된 뇌파는 저주파 영역에서 높은 파워를 가지고, 고주파 영역으로 파워가 낮아지는 정상적인 EEG의 특성을 보여 주었다.

2.4 뇌파 데이터 전처리

본 연구에서 사용된 OpenBCI는 0.5초의 버퍼를 가지고 125Hz의 샘플링 레이트로 데이터가 측정되었다. 따라서 한 버퍼마다 62~63 길이의 시계열 데이터가 측정되었다. EEG 데이터 전처리는 시간 구간(window)이 3초인 6개의 버퍼의 시계열 데이터를 이용하였으며 3초 시간 구간을 0.5초 간격(bin)마다 이동하며 전처리를 진행하였다.

전처리는 1Hz 이상만 통과되는 하이패스 필터(High-pass Filter)와 60Hz 이상만 통과되는 로우패스 필터(Low-pass Filter)를 적용하였다. 이후 라인 노이즈(Line Noise) 제거를 위해 60Hz 노치 필터(Notch Filter)를 적용하였다.

이후 뇌파 데이터의 특성(Feature)을 추출(Extraction)하기 위해서 0.5~4Hz, 4~8Hz, 8~12Hz, 12~30Hz 그리고 30~45Hz 구간을 통과하는 밴드패스 필터(Band-pass Filter)를 적용하여 델타(Delta), 세타(Theta), 알파(Alpha), 그리고 베타(Beta)에 해당하는 4개의 특성을 추출하였다.

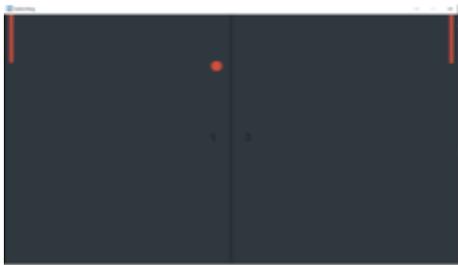
2.5 뇌파 디코딩용 기계학습 모델

뇌파를 디코딩하기 위해 사용한 기계학습 모델은 실시간 데이터 처리가 가능하도록 비교적 실행 속도가 빠른 선형회귀 모델을 이용하였다. 피험자가 게임상의 막대를 위, 아래로 움직이려는 명령을 생각할 때의 측정된 EEG

데이터를 전처리하여 뇌파 특성들을 구하고 같이 기록된 클래스 데이터를 이용하여 기계학습 모델이 사용자의 뇌파를 디코딩할 수 있도록 학습하였다.

2.6 마인드퐁 훈련 모드와 플레이 세션

본 연구에서 구현된 마인드퐁은 두 개의 세션으로 구성되었다. 피험자의 뇌파 데이터 수집과 모델 훈련을 위한 훈련 세션에서는 피험자가 모니터 화면을 바라보고 화면에 표시된 안내에 따라 위 혹은 아래 방향으로의 조종 명령을 생각하였다. 화면에는 수직의 흰색 점들이 표시되며, 위 방향 명령을 생각하라는 신호일 경우는 맨 위 점이 파란색으로 표시되고 노란색 점이 순차적으로 위로 이동하였다. 반대로 아래 방향 명령을 생각하라는 신호일 경우는 맨 아래 점이 파란색으로 표시되고 노란색 점이 아래로 이동하였다. 피험자는 모니터 화면에 표시되는 시각 자극을 보고 각 방향의 명령을 생각하게 되고, 구현된 뇌-기계 인터페이스는 뇌파 데이터를 수집하였다.



[Fig. 3] MindPong Game

플레이 세션에서는 왼쪽 화면 끝에 인공지능이 조종하는 막대가 표시되고 오른쪽에는 인간 피험자가 조종하는 막대가 표시되었다(Fig. 3). 플레이 세션에서는 난이도 조절이 가능하도록 설계하여 공이 플레이어 영역인 오른쪽 화면 끝으로 움직일 때 막대가 자동으로 공을 향해 움직이는 비율을 확률적으로 선택할 수 있도록 하였다. 만약 난이도가 0이면 막대는 인간의 뇌파 명령어를 무시하고 막대가 자동으로 공이 들어오는 방향을 향해 자동으로 움직이게 되어 있으며, 난이도가 1일 경우는 뇌파 명령어만으로 막대를 조종하도록 하였다. 난이도가 0.5일 경우는 뇌파 명령어와 기계의 명령을 50% 확률로 따르도록 구현하였다. 막대를 움직이게 하는 명령은 250ms 마다 뇌파 디코더용 기계학습 모델에서 명령 신호를 보내도록 하였다. 사람과 대결하는 인공지능의 경우 난이도가 0인 상태로 공이 인공지능 영역으로 들어오는 궤적

을 계산하여 매번 막대가 자동으로 움직이도록 하였다. 또한 막대가 움직이는 속도(speed)도 조절할 수 있도록 구현하였다.

3. 결과

총 10명의 피험자에 대해서 각각의 뇌파 디코딩용 모델을 구축하고 난이도(Difficulty)가 0.1, 0.5, 0.9일 때와 막대의 움직임 속도(Speed)가 5와 6일 경우를 조합하여 총 10번의 게임을 3분씩 진행하고, 이를 10번씩 반복하여 결과를 측정하였다. 성능측정을 위해 게임이 진행되는 동안 인공지능이 공을 막은 횟수(AI Hit)와 사용자가 공을 막은 횟수(User Hit), 인공지능이 공을 못 막은 횟수(AI Miss)와 사용자가 공을 못 막은 횟수(User Miss)를 기록하였다.

<Table 1> Results of AI vs. User Hit

	AI Hit	User Hit
Mean	11.2	12.18
Variance	3.82	9.41
p-value	0.04	

<Table 2> Results of AI vs. User Miss

	AI Miss	User Miss
Mean	6.5	3.48
Variance	3.92	3.98
p-value	2E-13	

<Table 3> Results of AI vs User (Difficulty)

Difficulty = 0.1	AI Hit	Use Hit	AI Miss	User Miss
Mean	11.25	11.9	6.95	3.15
Variance	3.78	11.25	4.89	4.45
p-value	2.2848E-06			
Difficulty = 0.5	AI Hit	Use Hit	AI Miss	User Miss
Mean	10.7	12.05	6.85	4.6
Variance	3.06	10.16	2.45	21.73
p-value	0.05			
Difficulty = 0.9	AI Hit	Use Hit	AI Miss	User Miss
Mean	11.65	12.55	6.5	6.15
Variance	4.56	7.84	8.68	13.08
p-value	0.26			

Table 1과 Table 2는 전체 결과에 대한 인공지능과 사용자의 Hit, Miss의 결과이다. 인공지능의 경우, 분산이 3.82, 3.91로 비교적 낮아 게임의 난이도 및 속도와 관계없이 비슷한 능력을 보였다. Miss 결과의 경우 인공지능은 평균 6.5, 인간 사용자의 평균은 3.48로 사용자가 놓치는 공이 더 적었다.

Table 3은 난이도에 따른 결과이다. 모든 난이도에서 인공지능과 사용자의 차이가 존재함을 보였다. 또한 난이도가 증가하면서 사용자의 Miss 평균값도 증가하여 사용자와 인공지능의 놓친 공의 평균간 차이가 줄어드는 것을 확인할 수 있었다.

Table 4는 서로 다른 난이도에서 막대의 움직임 속도(speed)를 변경하여 진행한 결과이다. 막대의 움직임 속도를 5에서 6으로 증가시켰을 때는 인간과 인공지능의 Hit가 동시에 증가하는 추세를 보였다. 난이도가 0.1일 경우, 인공지능의 Hit는 9.9에서 12.6으로, 사용자의 Hit는 10에서 13.8로 증가하였다. 반면 인공지능의 Miss도 6.6에서 7.3으로 증가하였지만, 사용자의 Miss는 3.6에서 2.7 낮아졌다. 이런 추세는 다른 난이도에서도 마찬가지로 나타났다.

또한 막대의 움직임 속도가 6일 경우, 난이도가 높아지면서 인공지능과 사용자의 Miss가 함께 증가하는 경향을 보였다. 막대의 움직임 속도가 5일 경우, 인공지능과 사용자의 Miss의 경향이 다르게 나타났다. 사용자의 Miss는 난이도가 높아지면서 같이 높아지지만, AI의 Miss는 줄어들었다. Miss만 살펴보면 난이도 0.1과 0.5 수준에서는 사용자가 놓치는 공이 더 적지만, 난이도가 0.9일 경우는 사용자가 놓치는 공이 더 많은 결과를 보였다.

<Table 4> Results of AI vs User (Difficulty and Speed)

Difficulty = 0.1 Speed = 5	AI Hit	User Hit	AI Miss	User Miss
Mean	9.9	10	6.6	3.6
Variance	2.32	1.78	5.82	5.16
p-value	0.01			
Difficulty = 0.1 Speed = 6	AI Hit	User Hit	AI Miss	User Miss
Mean	12.6	13.8	7.3	2.7
Variance	1.60	13.96	4.23	3.79
p-value	7E-05			
Difficulty = 0.5 Speed = 5	AI Hit	User Hit	AI Miss	User Miss
Mean	9.5	9.9	6.2	5.5
Variance	1.17	3.88	2.18	21.39
p-value	0.03			

Difficulty = 0.5 Speed = 6	AI Hit	User Hit	AI Miss	User Miss
Mean	11.9	14.2	7.5	3.7
Variance	2.10	7.29	2.06	22.68
p-value	0.03			
Difficulty = 0.9 Speed = 5	AI Hit	User Hit	AI Miss	User Miss
Mean	10.3	10.5	5.4	6.8
Variance	2.46	1.83	6.27	8.40
p-value	0.04			
Difficulty = 0.9 Speed = 6	AI Hit	User Hit	AI Miss	User Miss
Mean	13	14.6	7.6	5.5
Variance	3.11	5.38	9.38	18.28
p-value	0.01			

4. 결론

본 연구는 EEG를 이용하는 뇌-기계 인터페이스를 클라우드 기반 사물인터넷으로 구현하여 실시간 마인드폼 게임이 가능함을 보였다. 특히 일반인에게도 적용할 수 있는 EEG를 이용했으며 전전두엽에 해당하는 전극 채널만 이용하여 사용성을 높였다. 뇌파 디코딩용 인공지능 모델은 실시간 처리가 가능한 선형회귀 모델을 이용하였다. 결과적으로 제안하는 시스템은 뇌파만으로 마인드폼 게임을 조종하여 최적의 경로로 움직이는 인공지능과의 대결에서 대등하거나 더 높은 점수를 획득하였다. 따라서 본 연구는 클라우드 컴퓨팅을 이용하는 사물인터넷 기반 뇌-기계 인터페이스가 멀티미디어용 실시간 인터페이스에 적용이 가능하다는 것을 시사한다.

추후 연구로는 최적 궤도로 움직이는 인공지능을 능가하는 할 수 있도록 뇌파 디코더를 개선해야 할 것이다. 특히 본 연구에서는 단순한 필터를 통해 EEG의 잡음을 제거하고 있지만 Independent Component Analysis (ICA)를 실시간으로 적용하여 뇌파의 잡음 대비 신호 비율을 높이는 연구가 필요하다 [16]. 또한 선형회귀 모델이 아닌 실시간 비선형 시계열 예측, 분석에 유리한 에코스테이트 네트워크(Echo State Networks) 같은 재귀 신경망을 이용한 모델을 연구하는 것 또한 필요하다 [17].

본 연구는 실시간 뇌파 분석 결과를 사용하여 직접 마인드폼 게임을 진행했다는 점에서 뇌-기계 인터페이스의 응용 발전 방향을 제시하였다. 뇌-기계 인터페이스는 사람이 생각만으로 멀티미디어기기 등을 활용할 수 있다는 점에서 편의성이 중요시되는 사회에 큰 이점이 될 것으로 기대한다. 또한 일상생활에서 거동이 불편한 장애인

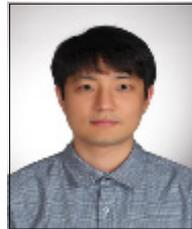
들의 인공 팔, 다리를 사용자의 의도대로 움직이는 로봇 분야에도 이용될 수 있을 것이다.

REFERENCES

- [1] P. R. Roelfsema, D. Denys, and P. C. Klink, "Mind Reading and Writing: The Future of NeurotechNology," Trends in Cognitive Sciences, Vol.22, No.7, pp.598-610, 2018.
- [2] M. A. Lebedev and M. A. L. Nicolelis, "Brain-machine interfaces: past, present and future," Trends in Neurosciences, Vol.29, No.9, pp.536-546, 2006.
- [3] D. J. McFarland, W. A. Sarnacki, and J. R. Wolpaw, "Electroencephalographic (EEG) control of three-dimensional movement," Journal of Neural Engineering, Vol.7, No.3, pp.36007, 2010.
- [4] Y. Chae, J. Jeong, and S. Jo, "Toward brain-actuated humaNoid robots: AsynchroNous direct control using an EEG-Based BCI," IEEE Transactions on Robotics, Vol.28, No.5, pp.1131-1144, 2012.
- [5] K. Lafleur, K. Cassady, A. Doud, K. Shades, E. Rogin, and B. He, "Quadcopter control in three-dimensional space using a Noninvasive motor imagery-based brain-computer interface," Journal of Neural Engineering, Vol.10, No.4, p.46003, 2013.
- [6] O. Al Zoubi, M. Awad, and N. K. Kasabov, "Anytime multipurpose emotion recognition from EEG data using a Liquid State Machine based framework," Artificial Intelligence in Medicine, Vol.86, pp.1-8, 2018.
- [7] E. Tidoni, P. Gergondet, G. Fusco, A. Kheddar, and S. M. Aglioti, "The Role of Audio-Visual Feedback in a Thought-Based Control of a HumaNoid Robot: A BCI Study in Healthy and Spinal Cord Injured People," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, Vol.25, No.6, pp.772-781, 2017.
- [8] F. Lopes da Silva, "EEG and MEG: Relevance to Neuroscience," Neuron, Vol.80, No.5, pp.1112-1128, 2013.
- [9] K. Volkova, M. A. Lebedev, A. Kaplan, and A. Ossadtchi, "Decoding Movement From Electrographic Activity: A Review," Frontiers in Neuroinformatics, Vol.13, pp.74, 2019.
- [10] Y. W. Kim and H. B. Kang, "An Analysis of Visual Distraction and Cognitive Distraction using EEG," Journal of Korea Multimedia Society, Vol.21, No.2, pp.166-172, 2018.
- [11] H. H. Kim and J. Jeong, "An electrocorticographic decoder for arm movement for brain-machine interface using an echo state network and Gaussian readout," Applied Soft Computing, Vol.117, pp.1-13, 2022.
- [12] H. S. Wi and B. M. Lee, "Classification Method of Sleep Induction Sounds in Sleep Care Service based on Brain Wave," Journal of Korea Multimedia Society, Vol.23, No.11, pp.1406-1417, 2020.
- [13] H. Han and B. M. Lee, "Customized Eyelid Warming Control Technique Using EEG Data in a Warming Mask for Sleep Induction," Journal of Korea Multimedia Society, Vol.24, No.8, pp.1149-1160, 2021.
- [14] H. H. Kim, "Implementation of Brain-machine Interface System using Cloud IoT," Journal of Internet of Things and Convergence, Vol.9, No.1, pp.25-31, 2023.
- [15] Neuralink Homepage. <https://neuralink.com/>
- [16] A. MogNon, J. Jovicich, L. Bruzzone, and M. Buiatti, "ADJUST: An automatic EEG artifact detector based on the joint use of spatial and temporal features," Psychophysiology, Vol.48, No.2, pp.229-240, 2011.
- [17] L. Bozhkov, P. Koprinkova-Hristova, and P. Georgieva, "Reservoir computing for emotion valence discrimination from EEG signals," Neurocomputing, Vol.231, pp.28-40, 2017.

김 훈 희(Hoon-Hee Kim)

[정회원]



- 2019년 8월 : 한국과학기술원 바이오및뇌공학과 (공학박사)
- 2020년 9월 2월 ~ 2021년 2월 : 주식회사 포엔 CTO
- 2021년 3월 ~ 2022년 8월 : 강남대학교 인공지능융합공학부 조교수
- 2022년 9월 ~ 현재 : 부경대학교 컴퓨터·인공지능공학부 조교수

<관심분야>

사물인터넷, 인공지능, 뇌공학, 클라우드 컴퓨팅