

# 온톨로지 기반 의미 라벨링을 이용한 EEG 인지 상태 클러스터링 프레임워크

김귀정\*  
백석대학교 컴퓨터공학부 교수

## Ontology Based Semantic Labeling Framework for EEG Cognitive State Clustering

Gui Jung Kim\*  
Professor, Division of Computer Engineering, Baekseok University

**요약** 본 논문은 EEG 기반 인지 상태 분석에서 비지도 클러스터링 결과의 해석 한계를 해결하기 위해, 온톨로지 기반 의미 라벨링 프레임워크를 제안한다. 기존 연구에서는 주로 지도학습 기반 분류 접근이 활용되었으나, 대량의 라벨링 데이터 요구와 일반화 한계가 존재하였다. 이를 보완하기 위해 본 연구는 EEG 특징을 기반으로 비지도 클러스터링을 수행하고, 온톨로지 기반 지식 모델을 활용하여 각 클러스터에 의미적 인지 상태 라벨을 자동으로 부여한다. 제안하는 프레임워크는 데이터 기반 분석 과정과 지식 기반 의미 해석 과정을 분리·결합하는 구조를 채택함으로써, 클러스터링 결과에 대한 해석 가능성을 향상시킨다. 실험적 분석을 통해 클러스터링 결과가 온톨로지 규칙을 통해 명확한 인지 상태 개념으로 매핑될 수 있음을 확인하였다. 본 연구는 EEG 인지 상태 분석의 해석 가능성을 강화하고, 다양한 사물인터넷 및 지능형 서비스 환경에서 활용 가능한 확장형 프레임워크를 제공한다.

**주제어** : 뇌전도, 인지 상태 분석, 비지도 클러스터링, 온톨로지, 의미 라벨링

**Abstract** This paper proposes an ontology-based semantic labeling framework to address the interpretability limitation of unsupervised clustering results in EEG-based cognitive state analysis. Conventional approaches mainly rely on supervised classification, which requires extensive labeled data and suffers from limited generalization across users. To overcome these limitations, the proposed framework applies unsupervised clustering to EEG feature representations and assigns semantic cognitive state labels using an ontology-based knowledge model. The framework separates data-driven analysis from knowledge-driven interpretation while integrating them at the semantic labeling stage. Experimental analysis demonstrates that clustered EEG patterns can be systematically mapped to interpretable cognitive state concepts through ontology-based rules. The proposed framework enhances the interpretability of EEG cognitive state analysis and can be flexibly applied to various IoT-based intelligent service environments.

**Key Words** : EEG, Cognitive State Analysis, Unsupervised Clustering, Ontology, Semantic Labeling

본 논문은 2025학년도 백석대학교 학술연구비 지원을 받아 수행되었음.

\*교신저자 : 김귀정(gjkim@bu.ac.kr)

접수일 2026년 01월 24일 수정일 2026년 02월 12일 심사완료일 2026년 02월 20일

## 1. 서론

최근 사물인터넷(IoT), 인간-컴퓨터 상호작용(HCI), 스마트 헬스케어 환경의 확산과 함께 사용자의 인지 상태를 정밀하게 파악하고 이를 서비스에 반영하려는 연구가 활발히 진행되고 있다 [1,2]. 특히 EEG(Electroencephalogram) 신호는 비침습적으로 사용자의 뇌 활동을 측정할 수 있어 집중도, 피로도, 각성 수준 등 다양한 인지 상태 분석에 널리 활용되고 있다 [3,4]. 이러한 EEG 기반 인지 상태 분석은 학습 지원 시스템, 맞춤형 인터페이스, 지능형 헬스케어 서비스 등 다양한 응용 분야에서 핵심 기술로 주목받고 있다 [5].

기존 EEG 인지 상태 분석 연구의 대부분은 분류(classification) 문제로 접근되어 왔다 [6,7]. 사전에 정의된 인지 상태 레이블을 기반으로 지도학습 기법을 적용하여 사용자의 상태를 판별하는 방식이 주를 이루고 있다. 그러나 이러한 접근은 대량의 라벨링 데이터가 필요하며, 사용자 간 EEG 신호의 개인차로 인해 일반화 성능이 저하되는 한계를 갖는다 [8]. 또한 분류 결과는 단순히 특정 상태에 대한 판별 결과만을 제공할 뿐, 상태 간의 관계나 의미적 해석을 충분히 제공하지 못한다는 문제가 있다 [9].

한편, 이러한 한계를 극복하기 위한 대안으로 비지도 학습 기반 클러스터링 기법이 적용되고 있으나 [10], 클러스터링 결과 역시 군집 자체에 대한 해석이 어렵다는 문제가 존재한다. 즉, EEG 신호를 기반으로 여러 클러스터를 생성하더라도 각 클러스터가 어떤 인지 상태를 의미하는지 명확히 설명하기 어렵다 [11]. 이는 실제 서비스 적용 시 클러스터링 결과를 활용하는 데 있어 큰 제약 요인으로 작용한다.

본 논문은 이러한 문제의식을 바탕으로, EEG 기반 인지 상태 분석을 단순한 군집 결과에 머무르지 않고 의미적으로 해석 가능한 형태로 확장하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 온톨로지 기반 의미 라벨링 기법을 도입하여, 비지도 클러스터링으로 도출된 EEG 인지 상태 군집에 의미적 라벨을 자동으로 부여하는 프레임워크를 제안한다 [12,13]. 제안하는 프레임워크는 EEG 특징, 인지 상태 개념, 온톨로지 규칙을 체계적으로 연계함으로써, 클러스터링 결과에 대한 해석 가능성과 활용성을 동시에 향상시키는 것을 목표로 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 EEG 인지 상태 분석, 클러스터링 기법, 온톨로지 기반 의미 모델링과 관련된 기존 연구를 고찰한다. 3장에서는 온톨로지

기반 의미 라벨링을 포함한 전체 프레임워크 구조를 제시하고, 4장에서는 인지 상태 클러스터링과 의미 라벨링 절차를 상세히 설명한다. 마지막으로 5장에서는 실험 결과를 바탕으로 제안 프레임워크의 유효성을 논의하고 결론을 제시한다.

## 2. 선행 연구

EEG 신호를 활용한 인지 상태 분석 연구는 오랫동안 다양한 분야에서 이루어져 왔다. 초기 연구에서는 주로 주파수 대역별 에너지 분석을 통해 집중, 이완, 피로 등의 상태를 구분하였으며, 이후 머신러닝 기법의 발전과 함께 보다 정교한 분류 모델이 제안되었다 [6,7]. 이러한 연구들은 특정 응용 환경에서 높은 성능을 보였으나, 사용자 간 신호 편차와 환경 변화에 민감하다는 한계를 지닌다 [8].

최근에는 이러한 문제를 완화하기 위해 비지도 학습 기반 접근이 시도되고 있다. 클러스터링 기법을 활용하여 EEG 신호의 내재적 구조를 분석함으로써, 사전 정의된 라벨 없이도 사용자 상태를 그룹화하려는 연구가 보고되고 있다 [10,11]. 그러나 기존 클러스터링 기반 연구들은 군집 결과를 정량적 지표로 평가하는 데 집중할 뿐, 각 군집이 갖는 의미를 체계적으로 해석하는 데에는 한계가 있다 [14].

한편, 온톨로지는 개념과 개념 간의 관계를 명시적으로 표현할 수 있는 지식 표현 수단으로, 다양한 도메인에서 의미 해석과 추론을 위해 활용되고 있다 [15]. EEG 분석 분야에서도 일부 연구에서 온톨로지를 활용한 개념 모델링이 시도되었으나, 이는 주로 데이터 관리나 메타 데이터 표현 수준에 머무르고 있다 [12]. 클러스터링 결과와 온톨로지를 직접 연계하여 의미 라벨을 자동으로 도출하는 프레임워크에 대한 연구는 아직 충분히 이루어지지 않았다 [16].

따라서 본 논문은 EEG 기반 인지 상태 분석에서 비지도 클러스터링과 온톨로지 기반 의미 해석을 결합함으로써, 기존 연구의 한계를 보완하고 보다 해석 가능한 인지 상태 분석 프레임워크를 제안한다는 점에서 차별성을 갖는다.

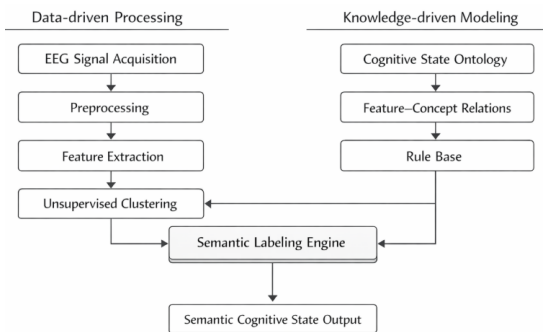
## 3. 온톨로지 기반 의미 라벨링 프레임워크

### 3.1 프레임워크 구조

본 논문에서 제안하는 프레임워크는 EEG 신호 기반 인지 상태 분석 결과를 단순한 군집 수준에 머무르지 않고, 의미적으로 해석 가능한 형태로 확장하는 것을 목표로 설계되었다. 이를 위해 데이터 기반 클러스터링 과정과 지식 기반 의미 해석 과정을 명확히 분리하면서도 유기적으로 연계하는 구조를 채택하였다.

프레임워크는 크게 네 개의 주요 모듈로 구성된다. 첫째, EEG 신호 수집 및 전처리 모듈은 원시 EEG 데이터로부터 잡음을 제거하고 분석에 적합한 형태로 변환하는 역할을 수행한다. 둘째, 특징 추출 모듈은 주파수 대역 기반 특성을 중심으로 EEG 신호의 핵심 정보를 벡터 형태로 표현한다. 셋째, 인지 상태 클러스터링 모듈은 비지도 학습 기법을 적용하여 유사한 EEG 패턴을 갖는 데이터들을 군집화한다. 마지막으로 의미 라벨링 모듈은 온톨로지를 활용하여 각 클러스터에 의미적 인지 상태 라벨을 부여한다.

이와 같은 구조는 데이터 중심 접근과 지식 중심 접근을 단계적으로 결합함으로써, 클러스터링 결과의 해석 가능성과 활용성을 동시에 확보하도록 설계되었다. 제안하는 프레임워크는 데이터 기반 처리 과정과 지식 기반 해석 과정을 독립적인 축으로 유지하면서, 의미 라벨링 단계에서 이들을 결합하는 구조를 가진다. 이러한 설계는 EEG 데이터의 통계적 특성과 인지 상태에 대한 도메인 지식을 분리하여 관리할 수 있도록 하며, 특정 분석 기법이나 지식 표현 방식에 대한 종속성을 최소화한다. 이를 통해 프레임워크는 다양한 분석 환경과 응용 시나리오에 유연하게 적용될 수 있는 구조적 확장성을 확보한다.



[Fig. 1] Overall architecture of the ontology-based semantic labeling framework for EEG cognitive state clustering

[Fig. 1]은 본 논문에서 제안하는 온톨로지 기반 의미

라벨링 프레임워크의 전체 구조를 나타낸다. 제안된 프레임워크는 EEG 신호 처리 및 비지도 클러스터링과 같은 데이터 기반 분석 단계와, 온톨로지를 활용한 의미 해석 단계를 명확히 분리하면서도 유기적으로 연결함으로써, 클러스터링 결과에 대한 해석 가능성을 확보하도록 설계되었다.

### 3.2 EEG 특징 기반 인지 상태 개념 정의

EEG 신호는 시간 영역과 주파수 영역에서 다양한 특성을 지니며, 이 중 주파수 대역별 특성은 인지 상태 변화와 밀접한 관련이 있는 것으로 알려져 있다. 본 논문에서는 인지 상태 분석에 널리 활용되는 주파수 대역 정보를 기반으로 특징을 구성하되, 특정 지표에 과도하게 의존하지 않도록 개념적 수준에서 일반화된 표현 방식을 채택하였다.

각 EEG 특징은 단일 수치가 아닌 상대적 변화 패턴으로 해석되며, 이러한 패턴은 인지 상태를 설명하는 개념적 단서로 활용된다. 예를 들어, 특정 대역의 상대적 증가 또는 감소는 집중, 피로, 이완과 같은 인지 상태 개념과 연관될 수 있다. 본 논문에서는 이러한 관계를 명시적으로 정의하기보다는, 특징과 인지 상태 간의 연관성을 개념 모델 수준에서 표현함으로써 다양한 데이터 환경에서도 확장 가능하도록 설계하였다.

이와 같은 특징 표현 방식은 이후 온톨로지 설계 단계에서 인지 상태 개념을 정의하는 데 핵심적인 기반이 된다. <Table 1>은 EEG 특징의 변화 패턴과 인지 상태 개념 간의 의미적 관계를 개념 수준에서 정리한 것이다. 본 논문에서는 특정 수치값에 직접적으로 의존하기보다는, EEG 특징의 상대적 변화 패턴을 인지 상태 개념과 연계함으로써 다양한 데이터 환경에서도 적용 가능한 일반화된 의미 해석 구조를 구성하였다.

<Table 1> Semantic relationships between EEG feature patterns and cognitive state concepts

EEG Feature Pattern	Conceptual Interpretation	Related Cognitive State
Relative increase in beta band	High mental activation	Focused state
Relative increase in theta band	Cognitive fatigue	Fatigued state
Balanced alpha and beta activity	Stable attentional state	Moderate focus state

### 3.3 인지 상태 온톨로지 구조 설계

인지 상태 온톨로지는 EEG 특징, 인지 상태 개념, 그리고 이들 간의 의미적 관계를 체계적으로 표현하기 위해 설계되었다. 본 논문에서 제안하는 온톨로지는 인지 상태를 단순한 분류 레이블이 아닌, 해석 가능한 개념 구조로 표현하는 데 목적이 있으며, 이를 통해 클러스터링 결과에 대한 의미적 설명을 가능하게 한다.

온톨로지는 상위 개념으로서 CognitiveState를 정의하고, 그 하위 개념으로 FocusedState, FatiguedState, RelaxedState와 같은 세부 인지 상태를 포함하는 계층 구조를 가진다. 이러한 계층적 개념 구조는 인지 상태 간의 관계를 명확히 표현할 수 있도록 하며, 특정 인지 상태가 보다 상위 개념에 속하는 형태로 일반화될 수 있도록 설계되었다. 이를 통해 서로 다른 인지 상태 간의 유사성이나 포함 관계를 구조적으로 표현할 수 있다.

각 인지 상태 개념은 EEG 특징과의 관계를 객체 속성 형태로 표현한다. 예를 들어, 특정 인지 상태는 하나 이상의 EEG 특징 패턴과 연관될 수 있으며, 이러한 관계는 hasFeature 또는 relatedToPattern과 같은 속성을 통해 정의된다. 이와 같은 속성 정의는 클러스터 대표 특징과 인지 상태 개념 간의 의미적 연결을 명확히 하며, 이후 의미 라벨링 단계에서 규칙 기반 추론의 근거로 활용된다.

또한 온톨로지에는 인지 상태 추론을 위한 규칙 구조가 포함된다. 규칙은 특정 EEG 특징 패턴이 만족될 경우 대응되는 인지 상태 개념을 활성화하도록 정의되며, 단일 특징뿐 아니라 복수 특징의 조합을 고려할 수 있도록 설계되었다. 이러한 규칙 구조는 단순한 임계값 비교를 넘어, EEG 특징 간의 상대적 관계를 반영할 수 있도록 구성된다.

온톨로지 설계 과정에서 중요한 고려 사항은 해석 가능성과 확장성이다. 제안하는 온톨로지는 특정 데이터셋이나 실험 환경에 종속되지 않도록 일반화된 개념 구조를 유지하며, 새로운 인지 상태 개념이나 EEG 특징이 추가되더라도 기존 구조를 크게 변경하지 않고 확장할 수 있도록 설계되었다. 이를 통해 다양한 응용 환경에서도 일관된 의미 해석이 가능하도록 한다.

## 4. 인지 상태 클러스터링 및 의미 라벨링

### 4.1 비지도 기반 인지 상태 클러스터링

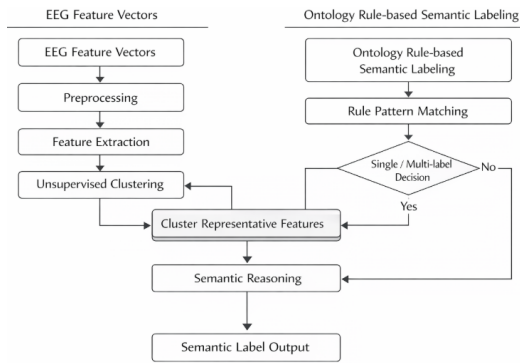
본 연구에서는 EEG 기반 인지 상태 분석을 지도학습 기반 분류 문제가 아닌 비지도 학습 기반 클러스터링 문제로 정의한다. 이는 사전에 정의된 인지 상태 라벨에 대한 의존성을 줄이고, 사용자 간 EEG 신호의 개인차로 인해 발생하는 일반화 문제를 완화하기 위한 설계 선택이다. 비지도 클러스터링 접근은 데이터 자체에 내재된 구조를 기반으로 인지 상태를 그룹화할 수 있다는 점에서, 다양한 사용자와 환경에 보다 유연하게 적용될 수 있다.

클러스터링 과정에서는 전처리 및 특징 추출 단계를 거친 EEG 특징 벡터를 입력으로 사용한다. 각 특징 벡터는 특정 시점 또는 구간에서의 인지 상태를 표현하며, 특징 공간에서의 거리 또는 유사도를 기준으로 군집화가 수행된다. 이때 동일한 클러스터에 속한 데이터들은 유사한 EEG 패턴을 공유하는 것으로 해석되며, 이는 하나의 잠재적 인지 상태 그룹을 의미한다.

본 논문에서는 프레임워크의 재현 가능성을 확보하기 위해 공개 EEG 데이터셋을 활용한 예비 검증 절차를 수행하였다. 사용 데이터는 다채널 EEG 신호로 구성된 공개 기록 자료이며, 채널 구성과 샘플링 주파수 등 기본 실험 조건은 데이터 제공 문서의 설정을 따른다. 원시 신호는 대역통과 필터링(예: 1-40 Hz)과 전원 잡음 제거를 거친 후 고정 길이 윈도우 기반으로 분할되며, 이후 주파수 대역 파워 및 상대 비율 특징을 추출하여 특징 벡터로 구성된다. 클러스터링은 특징 벡터에 대해 k-means 기반 군집화를 적용하였으며, 군집 수는 내부 군집 타당도 지표를 기준으로 선택하였다.

또한 비지도 학습 기반 클러스터링 접근은 인지 상태를 사전에 고정된 범주로 제한하지 않고, 데이터로부터 자연스럽게 도출된 상태 구조를 분석할 수 있도록 한다. 이는 인지 상태의 경계가 명확하지 않은 실제 환경에서 보다 현실적인 상태 표현을 가능하게 하며, 이후 의미 라벨링 단계에서 복합적인 인지 상태 해석을 지원하는 기반이 된다.

[Fig. 2]는 EEG 특징 벡터를 입력으로 하여 비지도 클러스터링을 수행하고, 클러스터 대표 특징을 기반으로 온톨로지 규칙을 적용하여 의미 라벨을 도출하는 전체 절차를 나타낸다. 제안된 절차는 클러스터링과 의미 라벨링 단계를 연속적인 흐름으로 구성함으로써, 데이터 기반 분석 결과가 의미 해석 단계로 자연스럽게 연결되도록 한다.



[Fig. 2] Procedure of cognitive state clustering and ontology-based semantic labeling

### 4.2 클러스터 대표 특징 추출

클러스터링 결과는 다수의 EEG 특징 벡터로 구성된 군집 형태로 제공되므로, 의미 라벨링을 위해 각 클러스터를 대표할 수 있는 요약된 특징 표현이 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 각 클러스터에 대해 대표 특징 벡터를 추출하는 절차를 정의한다. 대표 특징 벡터는 클러스터 내 데이터의 전반적인 특성을 반영하도록 설계되며, 개별 데이터의 변동성을 완화하고 군집의 공통적인 경향을 강조하는 역할을 수행한다.

대표 특징 벡터는 각 특징 차원별 중심 경향(평균 또는 중앙값)을 기반으로 산출되며, 이상치 영향을 완화하기 위해 분포 범위를 함께 고려한다. 이렇게 도출된 대표 특징은 온톨로지 규칙의 입력으로 사용되며, 특징 간 상대적 크기 관계를 통해 인지 상태 개념과의 의미적 대응이 결정된다.

또한 대표 특징 벡터를 활용함으로써, 클러스터 내 개별 데이터의 노이즈나 일시적인 변동이 의미 라벨링 결과에 과도한 영향을 미치는 것을 방지할 수 있다. 이는 의미 라벨링의 안정성과 일관성을 확보하는 데 중요한 요소로 작용한다.

### 4.3 온톨로지 기반 의미 라벨 할당

의미 라벨링 단계에서는 클러스터 대표 특징 벡터와 인지 상태 온톨로지 간의 관계를 기반으로 각 클러스터에 의미적 인지 상태 라벨을 할당한다. 이 과정은 단순한 수치 비교가 아닌, 온톨로지에 정의된 개념 구조와 규칙을 활용한 지식 기반 해석 과정으로 구성된다.

먼저, 클러스터링 결과로부터 도출된 각 클러스터의 대표 특징 벡터는 온톨로지 내 EEG 특징 개념과 매핑된다. 이 매핑 과정에서는 특징의 절대적인 값보다는 상대

적 변화 패턴이 고려되며, 해당 패턴이 어떤 인지 상태 개념과 의미적으로 연관되는지를 판단한다. 이후 사전에 정의된 규칙을 통해 특징 조합이 만족되는 경우, 대응되는 인지 상태 개념이 활성화된다.

의미 라벨 할당 과정에서는 하나의 클러스터가 단일 인지 상태로만 해석되지 않을 가능성도 고려된다. 실제 인지 상태는 복합적인 특성을 동시에 지니는 경우가 많기 때문에, 복수 의미 라벨의 동시 부여와 우선순위 기반 해석 구조를 함께 적용한다.

또한 의미 라벨링 결과는 군집 품질과 해석 가능성을 함께 평가하기 위해 내부 군집 지표(Silhouette 계수, Davies-Bouldin 지수 등)와 의미 라벨 커버리지 지표를 통해 정리하였다. 이를 통해 클러스터링 단계의 구조적 타당성과 온톨로지 기반 해석의 일관성을 분리하여 점검할 수 있으며, 향후 지도학습 기반 분류 결과와의 비교 평가로 확장 가능하다. <Table 2>는 이러한 의미 라벨 할당 절차를 예시적으로 나타낸 것으로, 클러스터 대표 특징과 적용된 규칙, 그리고 최종적으로 부여된 의미 라벨 간의 관계를 보여준다.

<Table 2> Example of semantic label assignment based on cluster representative features

Cluster ID	Representative Feature Characteristics	Applied Ontology Rule	Assigned Semantic Label
C1	High beta / low theta	Beta-dominant activation rule	Focused cognitive state
C2	High theta / low beta	Theta-dominant fatigue rule	Fatigued cognitive state
C3	Balanced alpha and beta	Alpha-beta balance rule	Moderately focused cognitive state

이와 같은 온톨로지 기반 의미 라벨링 절차를 통해, 비지도 클러스터링 결과는 단순한 군집 식별자를 넘어 해석 가능한 인지 상태 정보로 변환된다. 이는 이후 응용 시스템에서 사용자 상태를 이해하고 적절한 대응을 수행하는 데 핵심적인 정보로 활용될 수 있다.

## 5. 결론 및 향후 연구

본 논문은 EEG 기반 인지 상태 분석에서 클러스터링 결과의 해석 한계를 해결하기 위해, 온톨로지 기반 의미 라벨링을 결합한 새로운 인지 상태 클러스터링 프레임워크를 제안하였다. 제안된 프레임워크는 비지도 학습을

통해 EEG 특징의 내재적 구조를 분석하고, 온톨로지 기반 지식 모델을 활용하여 클러스터링 결과에 의미적 인지 상태 라벨을 부여함으로써 해석 가능성을 향상시킨다.

공개 EEG 데이터를 활용한 예비 검증을 통해, 비지도 클러스터링으로 형성된 군집이 온톨로지 규칙을 통해 일관된 의미 라벨로 매핑될 수 있음을 확인하였다. 본 연구는 성능 경쟁형 분류 모델 제안이 아니라, 클러스터 결과의 해석 가능성을 체계화하기 위한 의미 라벨링 프레임워크를 제시하는 데 의의를 둔다.

제안하는 프레임워크는 학습 지원 시스템, 사용자 인터페이스 적용, 스마트 헬스케어 모니터링과 같은 다양한 응용 서비스 환경에 적용 가능하다. 향후 연구에서는 실시간 EEG 처리 환경과 다중 생체 신호 융합을 포함한 확장 실험을 통해 정량적 비교 평가를 수행하고, 실제 서비스 환경에서의 활용 가능성을 검증할 계획이다.

## REFERENCES

- [1] X.Zhang, L.Yao, X.Wang, J.Monaghan, D.McAlpine, and Y.Zhang, "A Survey on Deep Learning-Based Non-Invasive Brain Signals: Recent Advances and New Frontiers," *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, Vol. 5, No. 3, pp. 365-380, 2021.
- [2] R.Schirmmeister, J.T.Springenberg, L.D.J.Fiederer, M.Glasstetter, K.Eggensperger, and T.Ball, "Deep Learning with Convolutional Neural Networks for EEG Decoding and Visualization," *Human Brain Mapping*, Vol. 38, No. 11, pp. 5391-5420, 2017.
- [3] H.Oh, Y.Lee, and S.Kim, "Unsupervised Learning-Based EEG Signal Analysis for Cognitive State Identification," *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 68, No. 1, pp. 102704-102715, 2021.
- [4] S.Roy, I.Kiral-Kornek, and S.Harrer, "Deep Learning Enabled Automatic Sleep Stage Classification Using Single-Channel EEG," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 28, No. 5, pp. 1099-1110, 2020.
- [5] P.Bashivan, I.Rish, M.Yeasin, and N.Codella, "Learning Representations from EEG with Deep Recurrent-Convolutional Neural Networks," *International Conference on Learning Representations*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-15, 2020.
- [6] Z.Zhang, F.Duan, J.Sole-Casals, J.Dinares-Ferran, A.Cichocki, and Z.Li, "A Novel Deep Learning Approach with Data Augmentation to Classify Motor Imagery Signals," *IEEE Access*, Vol. 7, No. 1, pp. 15945-15954, 2020.
- [7] J.Li, Z.Struzik, L.Zhang, and A.Cichocki, "Feature Learning from Incomplete EEG with Deep Neural Networks," *Neurocomputing*, Vol. 342, No. 1, pp. 85-93, 2020.
- [8] Y. Zhang, W.Zhou, J.Yuan, and Q.Wu, "Unsupervised EEG Feature Learning for Mental State Recognition," *Sensors*, Vol. 21, No. 6, pp. 2014-2028, 2021.
- [9] S.S.Sahoo, W.Sun, J.L.Johnson, and J.T.L.Wang, "Ontology-Driven Feature Engineering for Machine Learning," *Journal of Biomedical Semantics*, Vol. 13, No. 1, pp. 1-15, 2022.
- [10] F.Taglino, G.Maldini, S.Sacchi, and R.Bellazzi, "An Ontology-Based Approach for Semantic Integration of Clinical Data," *BMC Medical Informatics and Decision Making*, Vol. 23, No. 1, pp. 1-14, 2023.
- [11] G.Guizzardi, A.B.Benevides, C.Fonseca, and D.Porello, "Foundational Ontologies for Conceptual Modeling: A Systematic Review," *Applied Ontology*, Vol. 17, No. 2, pp. 167-205, 2022.
- [12] B.Zhang, Z.Yang, H.Cai, J.Lian, and Z.Zhang, "Ontology-Based Decision Support System for Automatic Sleep Staging Using EEG Signals," *Symmetry*, Vol. 12, No. 11, pp. 1921-1935, 2020.
- [13] A.Bruera and M.Poesio, "EEG-Based Semantic Representation of Conceptual Categories," *Frontiers in Artificial Intelligence*, Vol. 5, No. 1, pp. 1-12, 2022.
- [14] M.Bashiri, M.Ghazisaeedi, and S.Safdari, "Ontology-Based Interpretation of Physiological Signals in Smart Healthcare," *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 128, No. 1, pp. 104017-104028, 2022.
- [15] Y.Wang, W.Duan, Z.Wang, G.Zhan, and J.Jia, "Test-Retest Reliability of EEG-Based Cognitive State Measurements," *Scientific Data*, Vol. 9, No. 1, pp. 1-12, 2022.
- [16] P.Cusinato, O.Tobaldini, and L.Mainardi, "Unsupervised Clustering of EEG Signals for Cognitive State Analysis," *Behavioural Brain Research*, Vol. 438, No. 1, pp. 114153-114164, 2024.

### 김 귀 정(Gui-Jung Kim)

[정회원]



- 1994년 2월 : 한남대학교 전자계산공학과 (공학사)
- 1996년 2월 : 한남대학교 전자계산공학과 (공학석사)
- 2003년 3월 : 경희대학교 전자계산공학과 (공학박사)
- 2001년 9월 ~ 2017년 2월 : 건양대학교 의공학과 교수
- 2017년 3월 ~ 현재 : 백석대학교 컴퓨터공학부 교수

<관심분야>

블록체인응용, 헬스케어정보시스템, 지능형서비스시스템