

블록체인 기반 EEG 인지 상태 분석에서 의미 추론을 이용한 신뢰성 향상 기법

김귀정*
백석대학교 컴퓨터공학부 교수

Enhancing the Reliability of EEG Cognitive State Analysis Using Blockchain and Semantic Inference

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

요약 본 연구는 EEG 기반 인지 상태 분석의 해석 가능성과 신뢰성을 향상시키기 위한 통합 프레임워크를 제안하였다. 제안된 방법은 SOM 기반 비지도 학습을 통해 EEG 데이터의 패턴을 군집화하고, 온톨로지 기반 의미 추론을 통해 이를 해석 가능한 인지 상태로 변환한다. 또한 군집 안정성, 규칙 일관성, 특징 안정성을 결합한 신뢰도 모델을 통해 결과의 품질을 평가한다. 더불어 블록체인 기반 검증 구조를 적용하여 분석 결과의 무결성과 재현 가능성을 확보하였다. 실험은 BCI Competition IV Dataset 2a를 기반으로 수행되었으며, 제안된 방법은 기존 K-means 및 SOM 기반 기법 대비 향상된 군집 성능을 보였다. 또한 의미 기반 재해석을 통해 해석 가능성이 향상되었고, 신뢰도 분석에서도 안정적인 결과가 확인되었다. 블록체인 검증을 통해 데이터 위·변조 탐지와 일관된 결과 재현이 가능함을 확인하였다. 본 연구는 EEG 기반 인지 상태 분석에서 정확성뿐만 아니라 해석 가능성과 신뢰성을 동시에 확보할 수 있는 방법을 제시하며, 향후 u-Health 및 실시간 의사결정 지원 시스템에 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

주제어 : 뇌파, 인지 상태 분석, 자기조직화지도, 온톨로지, 블록체인

Abstract This study proposes an integrated framework to enhance the interpretability and reliability of EEG-based cognitive state analysis. The proposed method applies a Self-Organizing Map (SOM) for unsupervised clustering and employs ontology-based semantic inference to transform clustering results into interpretable cognitive states. In addition, a confidence model combining cluster stability, rule consistency, and feature stability is introduced to evaluate the quality of the results. A blockchain-based verification mechanism is incorporated to ensure data integrity and reproducibility. Experiments using the BCI Competition IV Dataset 2a show that the proposed method outperforms conventional approaches in clustering performance. The results also demonstrate improved interpretability and stable confidence estimation. Furthermore, the blockchain-based validation effectively detects data tampering and guarantees consistent reproducibility. Overall, the proposed framework improves not only accuracy but also interpretability and trustworthiness, suggesting its applicability in u-Health and real-time decision support systems.

Key Words : EEG, Cognitive State Analysis, SOM, Ontology, Blockchain

1. 서론

최근 뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain-Computer Interface, BCI) 기술의 발전과 함께 EEG(Electroencephalogram) 기반 인지 상태 분석에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1]. EEG 신호는 인간의 뇌 활동을 비침습적으로 측정할 수 있는 대표적인 생체신호로, 집중도, 피로도, 인지 부하와 같은 다양한 정신 상태를 실시간으로 추정하는 데 활용된다. 이러한 특성으로 인해 다양한 응용 분야에서 활용되고 있다. 기존 EEG 분석 연구에서는 주파수 대역 특징(θ , α , β 등)를 기반으로 인지 상태를 분류하는 방식이 주로 사용되어 왔다[2]. 특히 지도학습 기반 접근은 높은 정확도를 보이지만, 대규모 라벨링 데이터가 필요하며 개인 간 EEG 신호의 편차로 인해 일반화에 한계가 존재한다. 이에 따라 비지도 학습 기반 접근이 활용되고 있으며, SOM(Self-Organizing Map)과 같은 방법이 EEG 데이터의 내재된 패턴을 군집화하는 데 활용되고 있다[3, 4]. 그러나 기존 연구들은 몇 가지 한계를 가진다. 첫째, 비지도 학습 기반 군집 결과는 정답 라벨이 없어 해석의 일관성과 신뢰성을 보장하기 어렵다[5]. 둘째, EEG 신호의 노이즈와 변동성으로 인해 동일한 데이터에 대해서도 분석 결과가 달라질 수 있으며, 이에 대한 검증 방법이 부족하다. 셋째, 군집 결과를 단순 규칙으로 해석하는 방식은 복잡한 인지 상태를 충분히 반영하지 못한다. 이러한 한계를 해결하기 위해 본 연구는 EEG 기반 인지 상태 분석에 온톨로지 기반 의미 추론과 블록체인 기반 신뢰성 검증 구조를 결합한 통합 프레임워크를 제안한다. SOM 기반 군집화 결과를 의미 추론 모델을 통해 재해석하고, 다중 신뢰도 지표를 활용하여 결과의 신뢰성을 정량적으로 평가한다[6]. 또한 분석 결과와 신뢰도 정보를 블록체인에 기록함으로써 데이터 무결성과 재현 가능성을 확보한다[7, 8]. 본 연구의 주요 기여는 다음과 같다. 첫째, EEG 특징과 인지 상태 간의 관계를 구조적으로 표현한 온톨로지 기반 의미 추론 모델을 제안한다. 둘째, 군집 안정성, 규칙 일관성, 특징 안정성을 통합한 신뢰도 정량화 모델을 제시한다. 셋째, 블록체인을 활용하여 EEG 분석 결과의 위변조 방지 및 검증 가능성을 확보한다.

2. 선행 연구

EEG 기반 인지 상태 분석은 다양한 기계학습 및 신호

처리 기법을 중심으로 발전해 왔다. 초기 연구에서는 주파수 대역별 에너지 분석을 통해 집중도 및 피로도를 추정하는 방법이 주로 사용되었으며, 이후 기계학습 기법이 도입되면서 보다 정교한 분석이 가능해졌다. 특히 SVM, Random Forest, 딥러닝 기반 모델 등 지도학습 기법은 높은 분류 성능을 보였으나, 대규모 라벨링 데이터가 필요하고 개인별 EEG 특성 차이에 민감하다는 한계를 가진다[9].

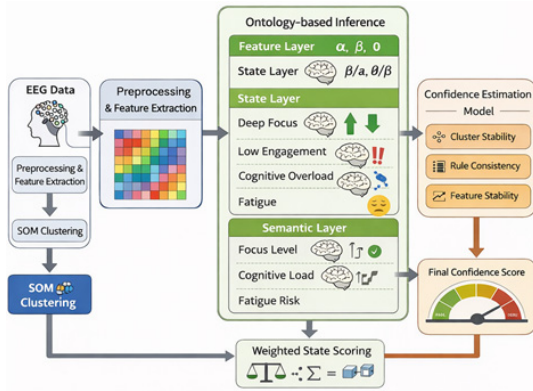
이에 따라 비지도 학습 기반 접근이 활용되고 있다. SOM(Self-Organizing Map)은 고차원 EEG 데이터를 저차원 공간으로 사상하면서 데이터 간의 위상 구조를 유지할 수 있어 EEG 군집화에 적합한 방법으로 평가된다. SOM을 활용한 연구에서는 EEG 패턴을 자동으로 군집화하고 이를 기반으로 인지 상태를 분류하는 접근이 제안되었다[10, 14]. 그러나 군집 결과는 데이터 분포를 반영하는 데에는 유용하지만, 인지 상태로의 직접적인 해석이 어렵다는 한계가 있다. 이를 보완하기 위해 규칙 기반 해석 방법이 사용되어 왔으나, 고정된 임계값 방식은 다양한 상황과 개인 특성을 충분히 반영하지 못한다. 이에 따라 온톨로지 기반 의미 추론 기법이 대안으로 제시되고 있으며, 이는 지식 구조를 기반으로 보다 일관된 해석을 가능하게 한다[13].

최근에는 데이터 신뢰성 확보를 위한 기술로 블록체인이 주목받고 있다. 블록체인은 분산 원장 구조를 통해 데이터의 위변조를 방지하고 기록의 추적 가능성을 제공한다[11]. 특히 헬스케어 및 생체신호 데이터 분야에서 적용이 증가하고 있으나, EEG 기반 인지 상태 분석과 결합한 연구는 아직 제한적이다[12]. 따라서 본 연구는 EEG 분석, 의미 추론, 블록체인 기술을 통합하여 정확성과 함께 신뢰성과 검증 가능성을 확보하는 접근을 제안한다[15].

3. EEG 기반 인지 상태 분석 프레임워크

전체 시스템 구조는 [Fig.1]과 같다.

[Fig.1]과 같이, 제안 시스템은 EEG 데이터 전처리 및 특징 추출, 비지도 학습 기반 군집화, 온톨로지 기반 의미 추론, 그리고 신뢰도 정량화 및 검증 단계로 구성된다. 이후 각 단계에 대해 세부적으로 설명한다.



[Fig. 1] Overall architecture of the proposed EEG-based cognitive state analysis system

3.1 EEG 데이터 전처리 및 특징 추출

EEG 데이터는 노이즈와 다양한 생체 신호 간섭을 포함하기 때문에 안정적인 분석을 위해 전처리 과정이 필요하다. 본 연구에서는 0.5~50 Hz 대역통과 필터를 적용하여 저주파 드리프트와 고주파 잡음을 제거하고, 독립성분분석(ICA)을 통해 안구 운동 및 근전도 잡음을 완화하였다. 이후 각 채널에 대해 정규화를 수행하여 채널 간 신호 크기 차이를 보정하였다. EEG 신호의 시간적 변동성을 반영하기 위해 슬라이딩 윈도우 방식을 적용하여 일정 길이의 구간으로 분할하였다.

특징 추출 단계에서는 파워 스펙트럼 밀도(PSD)를 기반으로 θ (4-8 Hz), α (8-13 Hz), β (13-30 Hz) 대역의 에너지를 계산하였다. 또한 β/α 및 θ/β 와 같은 비율 특징을 포함하여 주파수 간 상대적 관계를 반영하였다. 이와 같이 구성된 특징 벡터는 EEG 신호의 주파수 특성과 변동성을 함께 반영하며, 이후 비지도 학습 기반 군집화 및 의미 추론 단계에서 인지 상태를 구분하는 데 활용된다.

3.2 의미 강화 비지도 학습 기반 인지 상태 분류

EEG 데이터의 비선형적 특성을 반영하기 위해 SOM (Self-Organizing Map) 기반 비지도 학습 기법을 적용한다. SOM은 고차원 데이터를 저차원 공간으로 사상하면서 데이터 간 위상 구조를 유지할 수 있어 EEG 분석에 적합하다. 군집화는 사전 정의된 라벨 없이 데이터 분포를 기반으로 수행되며, EEG 신호에 내재된 패턴을 효과적으로 반영할 수 있다. 그러나 군집 결과만으로는 각 군집이 어떤 인지 상태를 의미하는지 직접적으로 해석하기 어렵다는 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서

는 SOM 기반 군집화 결과를 의미적으로 재해석하는 2 단계 구조를 적용하였다. 먼저 EEG 특징 벡터를 기반으로 유사한 패턴을 가지는 데이터를 군집화하고, 이후 각 군집에 대해 EEG 주파수 특징과 의미 규칙을 적용하여 인지 상태를 부여한다. 이를 통해 단순 군집 결과를 해석 가능한 정보로 변환할 수 있으며, 비지도 학습의 해석 가능성을 향상시킬 수 있다.

인지 상태를 고집중(Deep Focus), 저집중(Low Engagement), 인지 과부하(Cognitive Overload), 피로(Fatigue)의 네 가지 상태로 정의하였다. 이 구조는 군집 결과의 해석 가능성을 향상시키고 기존 단순 분류 방식의 한계를 보완한다. 여기서 정의된 인지 상태는 데이터셋에서 제공되는 실제 정답 라벨이 아니라, EEG 특징 분포와 온톨로지 기반 의미 규칙을 바탕으로 해석한 상대적 의미 라벨(relative semantic labels)이다.

3.3 의미 추론 및 신뢰도 정량화 모델

본 연구에서는 EEG 기반 군집 결과를 해석 가능한 인지 상태로 변환하고 신뢰성을 정량적으로 평가하기 위해 온톨로지 기반 의미 추론과 신뢰도 모델을 통합한 프레임워크를 제안한다. 기존 규칙 기반 매핑 방식은 EEG 신호의 복잡성과 불확실성을 충분히 반영하지 못하는 한계를 가진다. 이를 위해 온톨로지, 가중 기반 추론, 신뢰도 평가를 결합하여 보다 일관된 해석이 가능하도록 하였다. EEG 데이터는 직접적인 라벨이 없기 때문에, 패턴 기반의 잠재 상태(latent states)를 정의하여 분석한다.

3.3.1 온톨로지 기반 의미 추론 구조

온톨로지는 EEG 특징과 인지 상태 간 관계를 구조적으로 표현하기 위해 설계되었다. Feature, State, Semantic의 세 계층으로 구성되며, 각각 특징, 인지 상태, 의미 정보를 나타낸다.

- Feature: α, β, θ 및 파생 특징
- State: 고집중, 저집중, 인지 과부하, 피로
- Semantic: 집중도, 인지 부하, 학습 효율 등 계층 간 관계는 *hasFeature*, *indicatesState*, *affectsPerformance*로 정의되며, 이를 통해 EEG 특징을 의미 있는 상태 정보로 확장한다.

3.3.2 가중 기반 상태 추론 모델

온톨로지 기반 관계 정의를 바탕으로, 본 연구에서는 EEG 특징이 인지 상태에 미치는 영향을 정량적으로 반

영하기 위해 가장 기반 추론 모델을 적용한다. EEG 특징 벡터를 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 이라 할 때, 각 특징이 특정 상태 S_k 에 미치는 기여도를 가중치 w_i^k 로 정의한다.

각 상태에 대한 활성도 점수는 다음과 같이 계산된다.

$$Score(S_k) = \sum_{i=1}^n w_i^k \times x_i$$

이때 가중치 w_i^k 는 EEG 특징의 중요도와 온톨로지 관계 강도를 반영하여 설정되며, 실험적으로 조정될 수 있다. 최종적으로 가장 높은 점수를 가지는 상태가 해당 EEG 데이터의 인지 상태로 결정된다. 이 과정은 단일 특징이 아닌 다중 특징의 상호작용을 반영한다는 점에서 기존의 임계값 기반 분류 방식보다 높은 표현력을 가진다.

3.3.3 신뢰도 정량화 모델

인지 상태 추론 결과의 신뢰성을 평가하기 위해, 세 가지 독립적인 신뢰도 요소를 정의하고 이를 통합하여 최종 신뢰도 점수를 산출한다.

(1) 군집 안정성 (Cluster Stability)

SOM 군집화 결과에서 데이터 포인트 x 와 클러스터 중심 c 간의 거리를 기반으로 해당 데이터가 군집에 얼마나 안정적으로 속하는지를 평가한다.

$$C_{cluster} = 1 - \frac{d(x,c)}{\max d}$$

값이 클수록 군집 내 일관성이 높음을 의미한다.

(2) 규칙 일관성 (Rule Consistency)

온톨로지 기반 규칙 집합 R 중에서 실제 데이터가 만족하는 규칙의 비율을 통해 추론 결과의 일관성을 평가한다.

$$C_{rule} = \frac{|R_{satisfied}|}{|R_{total}|}$$

이는 의미 추론 결과가 지식 기반 규칙과 얼마나 부합하는지를 나타낸다.

(3) 특징 안정성 (Feature Stability)

EEG 신호의 변동성을 고려하기 위해 특징 벡터의 분산을 기반으로 신호의 안정성을 평가한다.

$$C_{feature} = 1 - \frac{\sigma_x}{\sigma_{max}}$$

여기서 σ_{max} 는 전체 실험 데이터에서 관측된 최대 표준편차를 의미한다. 변동성이 낮을수록 안정적인 신호로 간주된다.

(4) 통합 신뢰도 점수

위 세 가지 요소를 통합하여 최종 신뢰도 점수를 계산한다.

$$Confidence = \alpha C_{cluster} + \beta C_{rule} + \gamma C_{feature}$$

여기서 α, β, γ 는 각 요소의 중요도를 반영하는 가중치이며, $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 을 만족한다. 이 신뢰도 점수는 단순 보조 지표가 아니라, 인지 상태 결과의 품질을 정량적으로 평가하는 핵심 지표로 활용된다. 본 연구에서는 군집 구조의 안정성을 가장 중요한 요소로 고려하여 $\alpha = 0.4, \beta = 0.3, \gamma = 0.3$ 으로 설정하였다. 가중치는 예비 실험을 통해 결정하였으며, 다양한 조합을 비교한 결과 군집 성능과 신뢰도 안정성이 가장 우수하게 나타난 값을 적용하였다.

3.4 블록체인 기반 검증 구조

의미 추론 결과와 신뢰도 점수를 블록체인에 기록함으로써 분석 결과의 무결성과 재현 가능성을 확보하는 검증 구조를 설계하였다. EEG 기반 인지 상태 분석은 의료 및 의사결정 지원 시스템과 연계될 수 있기 때문에, 분석 결과의 신뢰성과 검증 가능성이 중요한 요소로 작용한다. 이러한 요구사항을 반영하여, 프라이버시 보호와 접근 제어가 가능한 프라이빗 블록체인 환경을 적용하였다. 검증 구조는 EEG 데이터 처리 결과를 블록체인에 직접 저장하는 대신, SHA-256 기반 해시값으로 변환하여 저장하는 방식을 사용한다. 이를 통해 원본 데이터의 노출 없이도 데이터 무결성을 검증할 수 있도록 설계하였다. 전체 구조는 EEG 데이터로부터 특징 추출, 인지 상태 추론, 신뢰도 계산 단계를 거쳐 최종 분석 결과를 생성한 후, 해당 결과에 대한 해시값을 생성하여 블록체인에 기록하는 흐름으로 구성된다. 또한 재검증을 위해 동일한 입력 데이터와 분석 절차를 적용하여 해시값을 다시 생성하고, 이를 블록체인에 저장된 기존 해시값과 비교하는 방식을 사용한다.

4. 실험 및 결과

4.1 실험 데이터 및 전처리

제안한 EEG 기반 인지 상태 분석 방법의 성능을 검증하기 위해 공개 데이터셋인 BCI Competition IV Dataset 2a를 활용하였다. 해당 데이터셋은 22채널 EEG 신호로 구성된 운동 상상(Motor Imagery) 기반 EEG 벤치마크

데이터셋으로, 다양한 뇌 활동 패턴을 포함하고 있다. 다만 직접적인 인지 상태 라벨은 제공하지 않는다. 그러나 본 연구는 지도학습 기반 상태 분류가 아닌 비지도 학습 기반 패턴 분석을 수행하므로, 운동 심상 과정에서 나타나는 EEG 활성 패턴을 잠재 인지 상태(latent cognitive states)로 해석하였다. 따라서 데이터의 내재된 패턴을 군집화하고 의미 추론 모델을 검증하기 위한 벤치마크 데이터셋으로 활용하였다.

EEG 신호는 250 Hz 샘플링 주파수를 기준으로 처리되었으며, 4-40 Hz 대역통과 필터를 적용하여 저주파 드리프트와 고주파 잡음을 제거하였다. 또한 threshold 기반 방법을 적용하여 눈 깜박임 및 근전도 잡음과 같은 아티팩트를 완화하였다. 신호는 2초 길이의 윈도우로 분할하고 50% overlap을 적용하였다. 각 구간에 대해 θ (4-8 Hz), α (8-13 Hz), β (13-30 Hz) 대역의 파워 스펙트럼과 β/α , θ/β 비율을 포함한 특징 벡터를 구성하였으며, 총 1,152개의 샘플을 생성하였다.

군집화는 SOM(Self-Organizing Map)을 기반으로 수행되었다. SOM 맵은 10×10 으로 설정하여 100개의 노드를 구성하였으며, 학습률은 0.5에서 0.01까지 감소시켰다. 이웃 함수는 Gaussian 함수를 사용하였고, 학습 반복 횟수는 1,000회로 설정하였다. 실험의 신뢰성을 확보하기 위해 동일 조건에서 5회 반복 수행하고 평균값을 사용하였다. 비교 방법으로는 K-means와 기존 SOM 기반 군집화를 적용하였다. 실험은 Google Colaboratory 환경에서 수행하였으며, Python 3.10을 기반으로 구현하였다. 데이터 전처리와 특징 추출 및 군집 분석에는 NumPy와 Scikit-learn 라이브러리를 사용하였다. 모든 실험은 동일한 환경에서 반복 수행하여 결과의 일관성을 확인하였다.

4.2 실험 결과

군집 성능 평가는 Silhouette Score와 Davies-Bouldin Index(DBI)를 사용하였다.

〈Table 1〉 Clustering Performance Comparison

Method	Silhouette Score (\uparrow)	DB Index (\downarrow)
K-means	0.39 \pm 0.02	1.91 \pm 0.08
Conventional SOM	0.46 \pm 0.03	1.52 \pm 0.06
Proposed Method	0.53 \pm 0.02	1.21 \pm 0.05

〈Table 1〉은 군집 성능 비교 결과를 보여준다. 제안된 방법은 Silhouette Score 0.53으로 가장 높고 DBI는 1.21로 가장 낮아, 군집 응집도와 분리도가 모두 개선되었음을 확인하였다. 이는 의미 기반 재해석이 데이터 표현력을 향상시키고 EEG의 비선형 특성을 효과적으로 반영했기 때문으로 해석된다.

〈Table 2〉 Confidence Analysis by Cognitive State

Cognitive State	Mean Confidence	Standard Deviation
Deep Focus	0.84	0.04
Low Engagement	0.76	0.05
Cognitive Overload	0.80	0.03
Fatigue	0.83	0.04

군집 결과 해석을 위해 Ontology 기반 의미 추론을 적용하였다. 〈Table 2〉는 상태별 신뢰도를 나타내며, 전반적으로 안정적인 분포를 보였다. 고집중 상태는 0.84로 가장 높았으며, 저집중 상태는 0.76으로 상대적으로 낮게 나타났는데 이는 상태 간 경계가 모호하기 때문으로 해석된다. 모든 상태에서 표준편차는 0.03~0.05 수준으로 나타나 일관된 신뢰도 평가가 이루어졌음을 확인하였다.

〈Table 3〉 Overall Performance Comparison

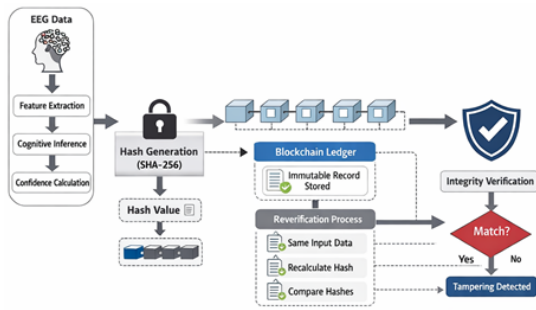
Criteria	Conventional Method	Proposed Method
Clustering Performance	Moderate	Improved
Interpretability	Low	High
Confidence Estimation	Not Available	Available
Data Integrity	Not Considered	Ensured
Reproducibility	Limited	Guaranteed

〈Table 3〉은 제안된 방법과 기존 방법의 종합 성능 비교 결과를 나타낸다.

4.3 블록체인 기반 무결성 검증

블록체인 기반 검증 프레임워크의 전체 구조는 [Fig.2]에 나타내었다.

실험에서는 동일한 입력 데이터에 대해 특징 추출, 인지 상태 추론, 신뢰도 계산 과정을 거쳐 생성된 결과를 기반으로 해시값을 생성하고, 이를 블록체인에 저장하였



[Fig. 2] Blockchain-based verification framework

다. 이후 동일한 입력 조건에서 재검증을 수행하여 해시 값의 일치 여부를 확인하였다. 또한 데이터 또는 분석 결과의 일부를 의도적으로 변경한 후 동일한 검증 과정을 적용하여, 해시값 변화 여부를 분석하였다. 본 연구에서는 원본 EEG 데이터가 아닌 SHA-256 기반 해시값만을 블록체인에 기록하도록 설계하여 저장 및 검증 과정의 오버헤드를 최소화하였다. 또한 분석 과정과 검증 과정을 분리함으로써 실시간 인지 상태 분석에 미치는 영향을 줄일 수 있도록 구성하였다. 다만 본 연구의 목적은 블록체인 기반 무결성 검증 구조의 적용 가능성을 확인하는 데 있으며, 처리시간 및 처리량에 대한 정량적 평가는 향후 연구에서 수행할 예정이다. 그 결과, 입력 데이터 또는 분석 결과에 변경이 발생한 경우 해시값 불일치가 100% 검출되었으며, 동일한 입력에 대해서는 항상 동일한 해시값이 생성됨을 확인하였다. 이는 제안된 검증 구조가 데이터 무결성을 효과적으로 보장할 수 있음을 의미한다. 반복 실험 결과, 동일한 조건에서 일관된 결과가 도출되어 재현 가능성이 확인되었다. 이는 제안된 블록체인 기반 검증 구조가 EEG 분석 결과의 무결성과 신뢰성 확보에 효과적임을 보여준다.

5. 결론

본 연구에서는 EEG 기반 인지 상태 분석의 해석 가능성과 신뢰성을 향상시키기 위해 SOM 기반 비지도 학습, 온톨로지 기반 의미 추론, 그리고 블록체인 기반 검증 구조를 통합한 프레임워크를 제안하였다. 제안된 방법은 EEG 특징을 기반으로 군집화를 수행한 후, 의미 추론을 통해 인지 상태를 해석하고 신뢰도 정량화를 통해 결과의 품질을 평가하도록 설계되었다.

실험 결과, 제안된 방법은 기존 군집화 기법 대비 향

상된 군집 성능을 보였으며, 의미 기반 재해석을 통해 해석 가능성을 높일 수 있음을 확인하였다. 또한 신뢰도 모델을 통해 분석 결과의 일관성과 안정성을 평가할 수 있었으며, 안정적인 신뢰도 분포를 보였다. 블록체인 기반 검증 구조를 통해 분석 결과의 무결성과 재현 가능성을 확보할 수 있음을 확인하였다.

본 연구의 기여는 다음과 같다. 첫째, 비지도 학습 기반 EEG 분석에 의미 추론을 결합하여 해석 가능성을 향상시켰다. 둘째, 다중 요소 기반 신뢰도 정량화 모델을 제시하였다. 셋째, 블록체인을 활용하여 분석 결과의 검증 가능성과 재현성을 확보하였다. 그러나 단일 데이터 셋 기반으로 수행되어 다양한 환경과 사용자 특성을 충분히 반영하지 못한 한계가 있으며, 온톨로지 설계와 실시간 처리 환경 검증에도 제한이 있다.

향후 연구에서는 다양한 EEG 데이터셋과 실제 환경을 대상으로 확장 검증을 수행할 계획이다.

REFERENCES

- [1] X.Gu, Z.Cao, A.Jolfaei, P.Xu, D.Wu and C.T.Lin, "EEG-Based Brain-Computer Interfaces (BCIs): A Survey of Modern Machine Learning and Deep Learning Methods," IEEE Computational Intelligence Magazine, Vol. 16, No. 2, pp. 54-73, 2021.
- [2] A.S.Al-Fahoum and A.A.Al-Fraihat, "Methods of EEG Signal Features Extraction Using Linear and Non-Linear Analysis," IEEE Access, Vol. 10, pp. 24560-24578, 2022.
- [3] J.Li, S.Liu, T.Guan and L.Pan, "A Self-Organizing Map Based Approach for Unsupervised EEG Pattern Recognition and Cognitive State Clustering," Expert Systems with Applications, Vol. 185, pp. 115592-115605, 2021.
- [4] S.K Prabhakar and H.Rajaguru, "Performance Analysis of Self Organizing Maps for EEG Signal Classification," Computational Intelligence and Neuroscience, Vol. 2021, pp. 1-12, 2021.
- [5] G.Vallathan, A.S.John, V.G.Rani and S.R.S.Sannasi, "Knowledge-Based Ontology Modeling for Human Cognitive State Representation Using EEG Signals," Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, Vol. 14, No. 2, pp. 1121-1135, 2023.
- [6] M.J.Kim, J.H.Park and B.C.Lee, "Ontology-Based Semantic Inference Framework for Intelligent Clinical Decision Support Systems," Applied Sciences, Vol. 11, No. 18, pp. 8452-8468, 2021.
- [7] R.Gupta, S.Tanwar, S.Tyagi and N.Kumar, "Blockchain-Based Security Framework for Healthcare Data in Brain-Computer Interface Applications," IEEE

- Transactions on Industrial Informatics, Vol. 16, No. 12, pp. 7447-7457, 2020.
- [8] P.K.Sharma, J.H.Park and S.C.Park, "Blockchain for Trustworthy Medical Data Analysis: A Review of Integrity and Verification Methods," Electronics, Vol. 11, No. 4, pp. 562-580, 2022.
- [9] H.Ismael and S.Al-Haj, "Unsupervised Learning for EEG-Based Cognitive Load Estimation: A Comparative Study," Journal of Biomedical Informatics, Vol. 121, pp. 103875-103888, 2021.
- [10] L.Zhao, X.Zhang and J.Wang, "Integrating Ontology and Machine Learning for Explainable AI in Mental Health Monitoring," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, Vol. 26, No. 5, pp. 2145-2156, 2022.
- [11] M.A.Rahman and M.S.Hossain, "Blockchain-Based Federated Learning for Secure Healthcare Monitoring and Cognitive Computing," IEEE Wireless Communications, Vol. 28, No. 3, pp. 178-184, 2021.
- [12] K.M.Tuhin, S.J.Islam and M.N.Akhter, "A Blockchain-Based Integrity Verification Scheme for Biosignal Data Processing Pipelines," Computer Methods and Programs in Biomedicine, Vol. 214, pp. 106567-106579, 2022.
- [13] Y.Liu, S.Gao and J.Chen, "Semantic Interoperability in BCI Systems: An Ontology-Driven Approach for EEG Data Integration," International Journal of Medical Informatics, Vol. 158, pp. 104642-104655, 2022.
- [14] F.Hussain, S.A.Hussain and M.Ehatisham-ul-Haq, "A Survey of Unsupervised EEG Classification Methods for Real-Time Mental State Estimation," Sensors, Vol. 22, No. 3, pp. 1120-1145, 2022.
- [15] T.J.Saleem and M.A.Adeel, "Reliability Quantification of Machine Learning Models in Healthcare: A Multi-Metric Approach," Decision Support Systems, Vol. 145, pp. 113521-113535, 2021.

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