

논문 2026-2-14 <http://dx.doi.org/10.29056/jsf.2026.06.14>

KEN 계산적 프레임워크 기반 사고체인 추론

심정연 *†

KEN Computational framework based Chain_of_Thought Reasoning

JeongYon Shim *†

요 약

최근 인공지능 분야의 비약적인 발전에도 불구하고, 기존의 기호 및 비기호 기반 자동 추론 엔진들은 대다수가 감정적으로 중립적인 환경을 가정하여 인간 인지의 핵심인 정서적 맥락을 반영하지 못한다는 한계를 지닌다. 본 연구에서는 인간 친화적이고 정교한 AI 시스템 설계를 위해 지식 구조와 감정 요소를 수학적으로 통합하는 지식-감정 네트워크(Knowledge Emotion Network: KEN) 프레임워크를 제안한다. 제안 모델은 VAD 감정 벡터를 활용하여 노드의 실제 활성화 임계값과 간선의 추론 가중치를 동적으로 조절하며 상황에 민감한 사고 체인(CoT)을 생성한다. 시뮬레이션 실험 결과, 긍정적 정서 상태에서는 더 넓고 깊은 탐색적 추론 경로가 형성된 반면, 부정적 감정에서는 위험 회피를 위해 초기 단계에서 추론이 제한됨을 실증하였다. 본 연구는 감성 컴퓨팅과 논리 추론을 구조적으로 결합함으로써 향후 인간-컴퓨터 상호작용(HCI) 에이전트 및 맞춤형 AI 상담 시스템의 핵심 추론 엔진으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract

Despite rapid advancements in artificial intelligence, existing symbolic and non-symbolic automated reasoning engines typically assume an emotionally neutral environment, failing to reflect emotional contexts critical to human cognition. To design a human-friendly and sophisticated AI system, this study proposes the Knowledge Emotion Network (KEN), a computational framework that structurally integrates knowledge structures with emotional elements. The proposed model employs the 3D VAD (Valence-Arousal-Dominance) emotional vector to dynamically adjust the activation thresholds of knowledge nodes and the inference weights of edges, thereby generating situation-sensitive Chains of Thought (CoT). Simulation results demonstrated that positive emotional states lead to deeper and broader exploratory reasoning paths, whereas negative emotions restrict inference to initial stages as a form of risk-aversion behavior. By structurally bridging affective computing and knowledge-based reasoning, this framework is expected to serve as a core intelligence engine for future human-computer interaction (HCI) agents and personalized AI counseling systems.

한글키워드 : 지식-감정 네트워크, 사고 체인, VAD 모델, 추론 패스, HCI

keywords : Knowledge_Emotion Network, CoT, VAD model, Reasoning Path, HCI

* 강남대학교 KNU 대학 컴퓨터 전공

접수일자: 2026.06.02. 심사완료: 2026.06.11.

† 교신저자:심정연(email :mariashim@kangnam.ac.kr)

게재확정: 2026.06.20.

1. 서론

특허법 일반적으로 인간의 추론 및 판단은 감정 상태에 의해 많은 영향을 받는다고 알려져 있다. 이 과정에서 감정은 지각을 형성하고 주의를 유도하며 기억 검색에 영향을 미치고 의사 결정 과정을 조절한다. 뿐만 아니라 감정은 단순히 이성적 사고를 보조하는 요소가 아니라 인지 자원의 배분과 상황에 따른 추론 전략 조절에 핵심적인 역할을 수행하고 있다. 심리학과 신경과학 연구들은 이러한 사실을 지속적으로 입증해왔으나 감정과 인지의 복잡한 상호작용은 여전히 계산적 추론 모델, 특히 형식적 지식 시스템과 자동 추론 엔진에 충분히 반영되지 못하고 있다.

그러나 최근 연구들은 지식과 감정이 독립적인 모듈이 아니라 지능적 행동들을 구성하는 상호 보완적 요소임을 강조하고 있다. 감정은 다음과 같은 인지 과정에 중요한 역할을 수행한다.

- 학습(Learning)
- 기억 공고화(Memory Consolidation)
- 주의집중 필터링(Attention filtering)
- 중요도 우선순위 결정(Priority)
- 관련성 평가 (Relevance Evaluation)
- 불확실성하에서의 추론(Inference under Uncertainty)

인지과정에 있어서 많은 영향을 미치는 감정을 지식과 별개의 요소로 다루는 것은 인지의 핵심 특성을 간과하는 것이다.

또한 최근 인공지능 학계는 대규모 언어 모델(LLM)의 등장과 함께 문맥적 사고체인(Chain of Thought, CoT) 프롬프팅 기법을 활용하여 복잡한 다단계 논리 추론 문제를 해결하는 방향으로 급격히 진화하고 있다. 대형언어모델 기반의 CoT는 훌륭한 언어 모사 능력과 설명 가능성을

제공하지만, 근본적으로 입력된 텍스트 데이터의 통계적 확률 분포에만 의존한다는 치명적인 한계를 안고 있다. 즉, 인간이 주의집중 필터링, 기억 검색, 가치 우선순위 설정, 불확실성하에서의 위험 평가 시 자신의 정서적 상태에 따라 추론의 깊이와 경로를 가변적으로 조절하는 것과 달리, 현행 LLM 추론 엔진은 정서적 맥락을 실시간으로 반영하지 못하는 '정서적 정적 블랙박스'에 가깝다. 감정 상태가 지식의 활성화 패턴 및 추론 기저 구조를 통제하는 감정-인지 통합(Affective-Cognitive Integration) 메커니즘의 결여는 인간을 완벽히 모사하거나 인간과 협업하는 차세대 AI 에이전트의 현실성과 유연성을 심각하게 제한하는 요소이다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 정적인 지식 시스템에 인간의 정서적 메커니즘을 결합하는 혁신적인 지식-감정 네트워크(Knowledge Emotion Network: KEN) 프레임워크를 제안한다. 1). 제안된 모델은 심리학적 기반의 3차원 연속 벡터 공간인 VAD(Valence Arousal Dominance) 감정 모델을 채택하여, 시스템의 전역 감정 상태에 따라 지식 노드의 실제 활성화 임계값과 간선의 연관성 가중치를 동적으로 변동시키는 수학적 제어 기전을 정립한다. KEN은 VAD감정 모델을 이용하여 지식노드의 활성화 임계값, 추론 연결의 강도의 요소들을 동적으로 조절하도록 하고 감정적 맥락을 추론 과정에 직접 포함시킴으로써 상황에 민감하고 감정적으로 일관된 사고 체인을 생성할 수 있도록 설계되어 있다.

본 프레임워크는 최신 LLM이 지닌 확률적 추론 엔진의 기저에서 정서적 흐름을 제어하는 '정서적 가이드 레일'로 연계될 수 있으며, 이는 현재 인공지능 연구의 핵심 화두인 신뢰할 수 있는 가치 정렬 AI(Aligned AI) 및 공감형 자율 에이전트 연구 흐름과 밀접하게 맞닿아 있어 학술적

관심도를 높일 것으로 기대된다.

2. 관련 연구

2.1 인지 시스템에서의 감정과 지식의 통합 및 한계

시스템에서의 감정과 지식의 통합은 오랜 기간 인지과학, 인공지능, 신경과학 분야에서 핵심적인 연구 주제로 다루어져 왔다[1-9]. 이중처리 이론(Dual-Process Theory)에 따르면, 인간의 인지는 빠르고 직관적이며 감정의 영향을 강하게 받는 '시스템 1(Type 1)'과 느리고 신중하며 논리적인 '시스템 2(Type 2)'의 유기적인 상호작용으로 구성된다. 신경 인지 연구 역시 감정 처리를 담당하는 편도체(Amygdala)나 안와전두피질(OFC)이 고차원 추론을 담당하는 대뇌피질 영역과 기능적으로 긴밀하게 연결되어 있음을 증명한다.

그러나 기존의 전통적인 기호 기반(Symbolic) AI 시스템(규칙 기반 모델, 논리 에이전트 등)은 완벽히 감정적으로 중립적인 환경을 가정하고 있다. 이러한 방식은 연역적 엄밀성은 높으나, 정서적 맥락에 따른 유연한 상황 적응 능력이 전무하다. 반면, 인공신경망과 같은 비기호적(Connectionist) 접근법은 일정 수준의 유연성을 제공하지만, 감정의 동적 변화를 연산 구조 내에 명시적으로 모델링하지 않는다. 대다수 기존 계산 모델들은 감정을 독립된 일방향적 하위 시스템으로 분리하여 얼굴 표정 생성이나 단순 감정 인식(HCI 겉보기 인터페이스)에만 국한시켰으며, 감정 상태가 지식 추론의 기저 경로(Reasoning Path) 및 활성화 패턴 자체를 제어하는 감정-인지 통합(Affective-Cognitive Integration) 메커니즘을 구현하지 못했다는 치명적인 한계를 지닌다.

2.2 사고체인(Chain of Thought, CoT) 추론과 감정 맥락의 부재

사고체인(CoT) 추론은 복잡한 의사결정이나 결론에 도달하기 위해 논리적으로 연결된 중간 단계를 거치는 인지적 계산 패러다임이다. 최근 GPT 계열 등 대형언어모델(LLM)은 단계별 프롬프팅 기법을 통해 최종 답변 생성 전 중간 설명 경로를 자발적으로 도출하며 추론의 투명성과 설명 가능성을 향상시키고 있다. 그러나 현재의 CoT 프레임워크는 인간 인지의 필수 요소인 '정서적 맥락'을 근본적으로 결합하지 못하고 있고 인간인지의 핵심요소인 감정적 맥락을 거의 반영하지 못하고 있다. 대형언어모델 기반의 CoT는 입력 텍스트 데이터의 통계적 확률 분포와 패턴에만 의존하여 단계별 텍스트를 생성할 뿐이다. 인간은 주의집중 필터링, 기억 검색, 가치 우선순위 설정, 불확실성하에서의 위험 평가 시 정서적 상태(VAD)에 따라 추론의 깊이와 경로를 가변적으로 조절하지만, 현행 언어모델은 고정된 신경망 가중치 프레임 안에서 정서적으로 정적인 추론만을 수행하여 인간 인지의 섬세한 적응성을 완전하게 재현하지 못하고 있다.

따라서 감정은 주의집중, 기억검색, 위험평가, 가치 우선순위 설정등과 같은 인지 기능에 영향을 미치고 인간의 의사결정 과정에 매우 중요한 역할을 수행하고 있기 때문에 감정 요소를 고려한 인지적 설계가 필요하다.

2.3 VAD 프레임워크 기반 감정 모델링

감정 모델링은 에이전트가 인간과 유사한 감정 반응과 적응적 행동을 구현하는데 핵심적인 역할을 수행한다. 다양한 감정 모델 가운데 VAD(Valence-Arousal-Dominance) 지원 모델은 심리학적 기반 위에서 감정을 연속적이고 정

량적으로 표현할 수 있는 대표적인 방법이다. VAD 모델은 감정을 다음 세 차원으로 표현한다 [10].

● Valence (정서가) : 감정의 긍정성 또는 부정성을 나타낸다.

● Arousal (각성도) : 생리적 또는 정신적 활성화 수준을 나타낸다.

● Dominance (지배성) : 특정 감정 상태에서 개인이 느끼는 통제 또는 무력감을 나타낸다.

VAD 모델은 감정을 계산적으로 표현하고 지속적으로 조절 가능하기 때문에 다중 에이전트 환경과 사회적 상호작용 시스템에 많이 이용된다.

그림 1과 표1은 VAD 모델을 나타낸 것이다.

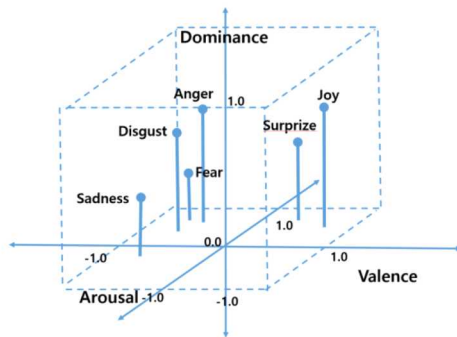


그림 1 VAD 모델

Fig. 1 VAD model

표 1. 주요 감정의 정규화된 VAD 값

Table. 1. Normalized VAD values for selected Emotions

Emotion	Valence (V)	Arousal (A)	Dominance (D)
Joy	0.90	0.75	0.65
Trust	0.85	0.40	0.70
Fear	0.15	0.85	0.20
Anger	0.10	0.80	0.40
Sadness	0.10	0.30	0.25
Surprise	0.60	0.95	0.50
Disgust	0.05	0.60	0.35
Anticipation	0.70	0.65	0.60
Calmness	0.80	0.25	0.75
Shame	0.20	0.40	0.10

3. 지식-감정 네트워크(KEN)에서의 사고체인 메커니즘

3.1 지식-감정 네트워크 (Knowledge Emotion Network, KEN)

지식-감정 네트워크의 기본 지식 구조는 노드와 간선으로 구성된 방향그래프로 표현한다.

지식구조를 표현하는 방향 그래프를 다음과 같이 정의한다.

$$G = (N, E)$$

- $N = \{n_1, n_2, \dots, n_k\}$: 지식노드들의 유한 집합
- $E \subseteq N \times N$: 추론이나 연관성을 나타내는 집합

각 노드 n_i 는 다음 속성을 가진다.

- 기본 임계값 $\theta_i \in R^+$: 노드가 활성화되기 위한 최소 활성화 수준이다.
- 감정 관련성 계수, $r_i \in [-1, 1]$ 감정이 해당 노드에 미치는 영향을 나타내며 1에 가까울수록 긍정 감정에 민감하고 -1에 가까울수록 부정 감정에 민감하다.

각 간선 $\epsilon_{ij} = (n_i, n_j) \in E$ 는 다음과 같은 속성을 가진다.

- 기본가중치 $w_{ij} \in R^+$: 노드 간 추론 강도를 의미한다.
- 감정 시그니처 벡터 $e_{ij}^{sig} \in R^2$: 해당 관계가 어떤 감정 특성을 갖는지를 표현한다.

현재 시스템의 전역 감정 상태는 VAD 벡터로 표현된다.

$$E = [V, A, D]$$

여기서 V : Valence, A : Arousal, D : Dominance를 나타낸다.

3.2. 임계값 조절

감정 상태에 따라 노드의 실제 활성화 임계값은 변화한다.

노드 n_i 의 수정된 임계값은 다음과 같이 정의된다.

$$\theta'_i = \theta_i \cdot (1 - \alpha \cdot A \cdot V \cdot r_i) \quad (1)$$

여기서 $\alpha \in [0,1]$ 는 감정 조절계수이고 A, V 는 각각 Arousal, Valence 요소이다.

긍정적이고 각성도가 높은 상태에서는 A값이 커지기 때문에 노드가 쉽게 활성화된다. 반대로 부정적 감정 상태에서는 임계값이 증가하여 활성화가 어려워진다. 즉, 감정은 특정 지식 개념을 더 쉽게 떠올리게 하거나 더 어렵게 떠올리게 만든다.

3.3. 간선 가중치 조절

감정은 추론 연결 강도에도 영향을 미친다. 감정 벡터와 간선의 감정 시그니처 사이의 코사인 유사도를 정의한다.

$$\cos(Q_{ij}) = \cos(\angle(E, e_{ij}^{sig}))$$

이를 이용하여 수정된 가중치를 구한다.

$$w'_{ij} = w_{ij} \cdot (1 + \beta \cdot D \cdot \cos(\theta_{ij})) \quad (2)$$

여기서 $\beta \in [0,1]$ 이고 D 는 Dominance를 의미한다.

현재 감정 상태와 간선의 감성 특성이 유사할수록 $\cos(\theta_{ij})$ 가 증가한다. 따라서 추론 연결 강도가 커진다. 예를 들어 현재 감정 상태가 ‘기쁨’일 때 성공→자신감 관계는 강화되고 실패→불안 관계는 약화될 수 있다. 즉, 감정에 따라 추론 경로가 달라진다.

3.4. 노드 활성화 함수

시간 t 에서 노드 n_{ij} 의 활성도를 $\alpha_i(t)$ 라 하자. 노드는 다음을 만족할 때 활성화된다.

$$\alpha_i(t) = \sum_{n_j \in \text{Pre}(n_i)} \alpha_j(t-1) \cdot w'_{ji} \geq \theta'_i \quad (3)$$

여기서 $\text{Pre}(n_i)$ 는 n_i 의 선행 노드 집합이다. 선행 노드로부터 전달받은 활성화 신호의 총합이 수정된 임계값을 초과하면 노드가 활성화된다. 즉, 감정에 따라 임계값이 변하고 감정에 따라 가중치가 변하므로 동일한 지식 구조에서도 다른 감정 상태에서는 다른 노드가 활성화될 수 있다.

3.5. 사고 체인 (Chain of Thought) 생성

● 사고 체인 생성을 위한 노드 활성화 알고리즘은 그림 2와 같다.

Activation Algorithm

1. Initialize: Set $a_s = 1$ for a stimulus node n_s .
2. For each node n_j reachable from n_s , calculate modulated threshold θ'_j and effective weights w'_{ij} .
3. Propagate activation recursively.
4. Terminate when activation fails to meet θ'_j .

그림 2 노드 활성화 알고리즘

Fig. 2. Node Activation Algorithm

4. 실험

4.1 시뮬레이션 : 추론 사고 체인 형성

● 목적 : 첫 번째 시뮬레이션 목적은 감정 상태가 KEN의 추론 경로구조와 범위에 어떠한 영향을 미치는지를 평가하는 것이다. 특히 VAD 감정 벡터를 이용한 감정 조절 메커니즘이 지식

그래프내 추론 경로를 동적으로 어떻게 변화시키
는지를 검증하고자 하였다.

● 시스템 구성 : 노드 10개와 방향 간선 15개
를 가지는 인공 지식그래프를 구축하고 각 노드
에는 기본 임계값과 감정 관련성 계수 값을 부여
하고 각 간선에는 기본 가중치와 감정 시그니처
벡터를 부여하였다. 감정 입력은 VAD 벡터를 사
용하고 노드 활성화는 감정 조절 임계값과 감정
조절 가중치를 기반으로 계산되었다. 추론 전파
는 DFS방식을 사용하였고 JSON Export, python
환경에서 시뮬레이션 하였다.

그림 3은 감정 상태에 따라 생성된 추론체인
의 한 예를 보인 것이다.

```

=== Step 1: Emotion-driven threshold and weight modulation ===
=== Step 2: Initial activation of nodes ===
[Activated] Node n1 (Input: 1.00, Threshold: 0.40)
=== Step 3: Propagation of activation ===
[Activated] Node n2 (Input: 0.92, Threshold: 0.68)
[Activated] Node n3 (Input: 0.67, Threshold: 0.37)
[Activated] Node n4 (Input: 0.97, Threshold: 0.86)
=== Step 4: Reasoning Chain ===
Reasoning Chain of Thought: n1 -> n2 -> n3 -> n4
=== Step 5: JSON export ===
[✓] Network state exported to network_state.json
=== Step 6: Visualization ===

```

그림 3 시뮬레이션 결과 : 추론 사고 체인 생성

Fig. 3 : Simulation Result : Reasoning Chain
of Thought Generation

그림 4는 활성화된 지식-감정 네트워크
(KEN) 상태를 그래프로 표현한 것이다.

다양한 VAD 값을 대입하여 실험한 주요 결과
긍정 감정에서는 노드 1 → 노드 2 → 노드 5 → 노드
8 → 노드 10 과 같이 긴 추론 경로가 형성된 반면
부정 감정에서는 노드 1 → 노드 3 또는 노드 1 → 노
드 4 수준에서 종료되는 경우가 많았다. 그림 5
는 Valence 대비 체인 길이와의 관계를 보인 것
으로 선형회귀 결과 Valence가 증가할수록 체인
길이가 증가함을 보이고 있다.

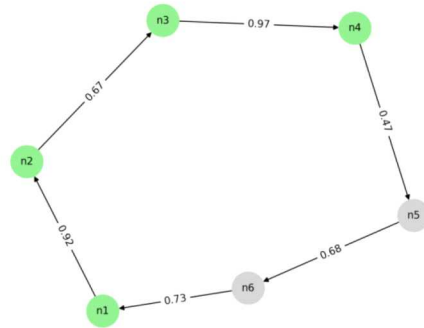


그림 4. 활성화된 지식-감정 네트워크(KEN)
Fig. 4. The activated Knowledge Emotion
Network

대체적으로 높은 Arousal, 높은 Valence 상태
에서는 더 깊고 넓은 활성화 체인이 생성되고 낮
은 Dominance와 낮은 Valence 상태에서는 활성
화가 초기단계에서 종료되어 얇은 추론, 제한되
니 확산이 나타나는 경향을 보였다.

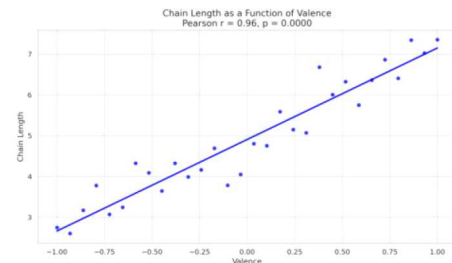


그림 5 Valence 대비 체인 길이(선형회귀)
Fig. 5. Chain Length vs. Valence with linear
Regression

즉 감정 조절이 추론행동에 실질적인 영향을
미친다는 사실을 보이고 있고 감정 상태는 단순
히 어떤 노드가 활성화 되었는가 뿐만 아니라
‘추론체인이 어떻게 전개되는가’ 에도 영향을 준
다. 이는 긍정 감정이 주위 범위 확대, 탐색적 사
고추진으로 이어지는 반면 부정 감정은 주위 범

위 축소와 위험 회피 행동으로 나타난다는 것을 알 수 있다.

시뮬레이션 결과 다양한 VAD 벡터 변수를 시스템에 주입하여 사고 체인(CoT)의 거동을 추적한 결과, 시스템의 전역 정서는 추론의 깊이(Depth)와 범위(Breadth)에 결정적인 영향을 미쳤음을 알 수 있다. 우선 그림 3의 로그 데이터 및 그림 4의 네트워크 활성화 그래프를 본문 수식과 연계하여 분석하면 다음과 같다. 긍정 정서가 극대화된 상태(Joy)에서는 노드들의 임계값이 낮아지고 간선 가중치가 전반적으로 상향 평준화되어, 초기 자극 노드 n_1 에서 시작된 신호가 $n_2 \rightarrow n_3 \rightarrow n_4 \rightarrow n_5$ 를 거쳐 최종 목적지인 n_{10} 까지 단절 없이 매끄럽게 연결되는 '장기 추론 패스(Long Reasoning Path)'를 형성하였다. 이는 그림 4에서 녹색으로 활성화된 노드 사슬을 통해 시각적으로 확인할 수 있으며, 정서적 일관성이 유지될 때 인지적 사고 체인이 깊게 발전할 수 있음을 뜻한다. 반면, 부정 정서(Sadness, Fear) 환경에서는 동일한 초기 자극을 부여했음에도 불구하고 수식 (1)에 의해 노드 임계값이 급격히 상승하여 신호 전달이 차단되었다. 그 결과, 추론 체인은 $n_1 \rightarrow n_3$ 혹은 $n_1 \rightarrow n_4$ 와 같이 초기 1-2단계의 얕은 수준에서 조기 종료(Early Termination)되는 양상을 나타냈다. 이러한 정서(Valence)와 추론 성능 간의 상관관계를 통계적으로 검증하기 위해 수행한 선형 회귀 분석 결과가 그림 5이다. 그림 5의 산점도와 회귀선을 살펴보면, Valence 값이 -1.0(극단적 부정)에서 +10.0(극단적 긍정)으로 증가함에 따라 생성되는 사고 체인의 평균 길이(Chain Length)가 정비례하여 선형적으로 증가하는 강한 양의 상관관계(Pearson's $r = 0.96$, $p = 0.00005$)를 보인다.

이 결과는 심리학의 '확장 및 축소 이론(Broaden-and-Build Theory)'과 완벽히 부합한다. 즉, 높은 Valence와 높은 Arousal 상태는 인지적 시야를 넓히고 탐색적·연합적 사고 체인을 축

진하는 반면, 낮은 Valence 상태는 주위 범위를 축소시키고 불확실성을 회피하려는 방어적 기전으로 작용하여 제한된 추론 확산만을 허용하는 것이다. 결론적으로 본 시뮬레이션은 제안한 수학적 모델(KEN)이 본문에서 설정한 감정-인지 통합 이론을 정량적으로 정확히 재현하고 있음을 입증한다.

4.2 제안 시스템의 장단점 분석

본 연구에서 제안한 지식-감정 네트워크(KEN) 기반의 사고체인 추론 프레임워크는 심리학적 감정 모델(VAD)과 수학적 추론 엔진을 구조적으로 결합한 혁신적인 시도이다. 본 접근 방식의 구체적인 장점과 단점, 그리고 이에 대한 상세 분석은 다음과 같다.

1) 장점 (Advantages)

첫째, 동적 정서 맥락 반영의 유연성: 기존의 정적인 지식 그래프나 통계적 확률에만 의존하는 대형언어모델(LLM)과 달리, 시스템의 전역 감정 상태(VAD 벡터)에 따라 동일한 지식 구조 내에서도 활성화 임계값과 간선 가중치를 실시간으로 변동시킨다. 이를 통해 상황과 맥락에 극도로 민감하고 유연한 인간 친화적 사고 체인을 형성할 수 있다.

둘째, 추론 경로의 높은 설명성(Explainability): 감정이 개입된 의사결정 과정을 '블랙박스' 형태로 처리하는 인공지능경쟁과 달리, KEN 프레임워크는 수식 (1)-(3)에 따른 임계값 및 가중치의 수치적 변화를 단계별로 명시한다. 감정 변동에 따라 사고체인(CoT) 경로가 변화하는 과정을 투명하게 추적할 수 있어 시스템의 신뢰성을 확보할 수 있다.

셋째, 정량적 제어의 용이성: 감정을 단순히 범주형(예: 기쁨, 슬픔)으로 다루지 않고, 3차원 연속 벡터 공간인 VAD 모델을 채택함으로써 감

정의 강도와 조절 계수(α , β)를 정밀하게 튜닝할 수 있는 계산적 제어 가능성을 제공한다.

2) 구체적 단점 및 보완점 (Disadvantages & Mitigations)

첫째, 계산 복잡도 및 확장성 문제: 네트워크의 노드 n 과 간선 e 의 수가 대규모(Scale-up)로 확장될 경우, 감정 상태 변화에 따라 모든 임계값과 가중치를 실시간으로 재계산(Recalculation)해야 하므로 연산 오버헤드가 발생할 수 있다. 이는 향후 정서 변화 발생 시 관련성이 높은 서브 네트워크(Sub-network) 영역만 국소적으로 업데이트하는 활성화 범위 제한 알고리즘을 도입함으로써 보완 가능하다.

둘째, 감정 시그니처 부여의 주관성: 지식 그래프 초기 구축 시 각 간선에 감정 시그니처 벡터 e_{ij}^{sig} 를 매핑하는 과정에서 인간 작업자의 주관이나 편향(Bias)이 개입될 위험이 존재한다. 이는 텍스트 말뭉치에서 정서 데이터를 자동으로 추출하는 감정 분석(Sentiment Analysis) 모델 및 대규모 상식 지식베이스와 연동하는 자동화 파이프라인을 구축하여 객관성을 확보할 예정이다.

3) 종합 분석 (Analysis)

종합적으로 본 모델은 계산 복잡도와 정밀한 초기 데이터 매핑이라는 기술적 Trade-off를 지니고 있다. 그러나 정서적 맥락을 인지 구조의 변형 메커니즘으로 직접 통합하여 '이성과 감정의 융합'을 계산적으로 증명했다는 점에서 실익이 훨씬 크다. 특히 감정 상태에 따라 인지 자원의 배분을 다르게 하는 인간의 실제 뇌 메커니즘을 모사함으로써, 고정된 논리 구조의 한계를 깨고 유동적이고 정렬된(Aligned) 차세대 AI 상담 및 인간-컴퓨터 상호작용 시스템의 기반 기술로 기능할 수 있음을 시사한다.

5. 결 론

본 논문에서는 지식과 감정을 계산적 추론 과정에 유기적으로 통합하기 위한 새로운 패러다임으로 지식-감정 네트워크(KEN)를 설계하고, VAD 감정 벡터를 활용하여 추론 구성 요소를 조절하는 수학적 모델을 제안하였다. 제안된 프레임워크는 감정 상태에 따라 지식 노드의 활성화 임계값과 추론 간선의 가중치를 동적으로 변동시킴으로써, 동일한 지식 구조 내에서도 정서적 맥락에 따라 차별화된 사고 체인(CoT)을 생성할 수 있음을 검증하였다. 시뮬레이션 실험을 통해 긍정적이고 각성도가 높은 상태에서는 깊고 확장된 탐색적 추론 경로가 도출되는 반면, 부정적 감정 상태에서는 초기 단계에서 추론이 제한되는 위험 회피 경향성을 실증적으로 확인하였다. 이는 감정이 인간의 사고 과정에 미치는 심리학·신경과학적 기전을 계산모델로 성공적으로 재현해 냈다는 점에서 의의가 크다.

본 연구에서 제안한 KEN 지능 엔진은 실제 다양한 도메인에서 실질적으로 응용될 수 있다. 첫째, 인간-컴퓨터 상호작용(HCI) 및 차세대 대화형 AI 시스템 분야에서 사용자의 정서 변화를 실시간으로 인지하고 이에 정서적으로 공감하며 일관된 추론 답변을 제공하는 공감형 에이전트 설계에 기여할 수 있다. 둘째, 감정 기반 AI 상담 및 의료 보조 시스템에 적용되어 사용자가 우울이나 불안을 느낄 때 위로를 주거나 위험 회피적 추론을 우회하여 긍정적인 인지 왜곡 교정을 유도하는 맞춤형 가이드라인을 제공할 수 있다. 셋째, 최신 대규모 언어 모델(LLM)과 결합하여 고정된 통계적 텍스트 생성 방식을 정서적 맥락 기반으로 제어하는 하이브리드 추론 프레임워크로 확장 가능하다.

그럼에도 불구하고 본 연구는 첫째, 복잡하고 다차원적인 인간의 정서를 단 3가지 축(Valence, Arousal, Dominance)으로 매핑하는 과정에서 발

생하는 VAD 모델의 단순화 문제가 존재한다. 둘째, 인공 지식 그래프를 구축하고 감정 시그니처 벡터를 부여하는 과정에서 연구자의 주관적 해석이나 데이터 셋의 감정 편향(Bias)이 개입될 수 있어 연구의 일반화를 저해할 우려가 있다. 향후 연구에서는 이를 보완하여 ConceptNet 등 대규모 상식 지식 그래프와의 연계를 통해 모델을 확장하고, 다국어 감정 말뭉치 데이터셋을 적용하여 정교한 튜닝 및 검증 과정을 통해 강건성(Robustness)을 가지는 모델을 설계하고 제한할 계획이다.

본 연구는 감성 컴퓨팅과 지식 기반 추론을 통합하는 새로운 방향을 제시하였다는 점이 특징이며 감성인식 인공지능, 인간-컴퓨터 상호작용, 지능형 에이전트, 감정 기반 대화 시스템 설계 등의 핵심 지능 엔진을 설계하는데 응용될 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] A. R. Damasio, *Descartes' Error: Emotion, Reason, and the Human Brain*, Putnam, 1994, ISBN: 978-0399140296.
- [2] R. W. Picard, *Affective Computing*, MIT Press, 1997, ISBN: 978-0262561292.
- [3] A. Mehrabian, "Pleasure-arousal-dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in temperament," *Current Psychology*, 14(4), pp. 261 - 292, 1996, DOI: 10.1007/BF02686918.
- [4] D. Kahneman, *Thinking, Fast and Slow*, Farrar, Straus and Giroux, 2011, ISBN: 978-0374533557.
- [5] L. Pessoa, "On the relationship between emotion and cognition," *Nature Reviews Neuroscience*, 9(2), pp. 148 - 158, 2008, DOI: 10.1038/nrn2317.
- [6] L. Pessoa, "Beyond brain regions: Network perspective of emotion-cognition interactions," *Behavioral and Brain Sciences*, 36(3), pp. 212 - 213, 2013,

DOI: 10.1017/S0140525X11001567.

- [7] J. R. Anderson, D. Bothell, M. D. Byrne, S. Douglass, C. Lebiere, and Y. Qin, "An integrated theory of the mind," *Psychological Review*, 111(4), pp. 1036 - 1060, 2004, DOI: 10.1037/0033-295X.111.4.1036.
- [8] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th ed., Pearson, 2021, ISBN: 978-0134610993.
- [9] L. Zhang, Y. Li, and X. Wang, "Emotion-modulated chain of thought reasoning in neural models," *IEEE Transactions on Affective Computing*, 14(2), pp. 845 - 856, 2023, DOI: 10.1109/TAFFC.2023.068431.
- [10] A. B. Warriner, V. Kuperman, and M. Brysbaert, "Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English lemmas," *Behavior Research Methods*, 45(4), pp. 1191 - 1207, 2013, DOI: 10.3758/s13428-012-0314-x.

저 자 소 개



심정연(JeongYon Shim)

1989.2 고려대학교 컴퓨터학과 졸업
 1991.2 고려대학교 컴퓨터학과 석사
 1998.8 고려대학교 컴퓨터학과 박사
 2000 CUHK Post Doc.
 2003.3-현재 : 강남대학교 교수
 <주관심분야> 인공지능, 지식공학 시스템,
 Machine Learning, ICA, Information
 System