

논문 2025-3-6 <http://dx.doi.org/10.29056/jsav.2025.09.06>

신뢰성 기반 지능형시스템 설계를 위한 지식네트워크 재구성 메커니즘

심정연*†

Reconstruction Mechanism of Knowledge Network for Reliability based Intelligent System Design

JeongYon Shim*†

요 약

지능형 시스템은 다양한 분야에 활용되고 있으나, 지식 네트워크의 신뢰성과 유연성 부족으로 성능 저하 문제가 발생한다. 기존 연구는 지식 저장·공유·의사결정 지원에 기여했으나, 동적 환경과 불확실한 데이터 처리에는 한계가 있다. 본 논문은 이를 개선하기 위해 신뢰성 기반 지식 네트워크 재구성 메커니즘을 제안한다. 제안된 구조는 학습, 네트워크 구성, 재구성 모듈로 이루어지며, 전문가 규칙을 적용한 시뮬레이션으로 검증하였다. 실험 결과, 불필요한 노드를 제거하고 새로운 규칙을 반영함으로써 추론 경로의 신뢰성이 향상됨을 확인하였다. 이로써 본 메커니즘은 지능형 시스템의 안정성과 적응성 향상에 효과적이며, 향후 생성형 AI와 지식 처리 시스템의 신뢰성 강화에 활용될 수 있다.

Abstract

Intelligent systems often suffer from limited reliability and flexibility of knowledge networks, which restricts their performance in dynamic environments. Previous studies contributed to knowledge storage and decision support but showed limitations in handling uncertainty. To overcome these issues, this paper proposes a reconstruction mechanism for reliability-based knowledge networks. The mechanism integrates learning, construction, and reconstruction modules, validated through simulations using expert rules. The experiments show that eliminating redundant nodes and incorporating new rules improve inference reliability. The results indicate that the proposed approach enhances system stability and adaptability, offering potential applications in reliable knowledge processing and generative AI systems.

한글키워드 : 지식네트워크, 재구성 메커니즘, 신뢰성기반 지능시스템, 구조적 유연성, 정보추출

keywords : knowledge network, reconstruction mechanism, reliability based intelligent system, structural flexibility, information extraction

* 강남대학교 KNU 대학 컴퓨터 전공

† 교신저자: 심정연

(email :mariashim@kangnam.ac.kr)

접수일자: 2025.09.03. 심사완료: 2025.09.15.

게재확정: 2025.09.20.

1. 서 론

인간은 주변 환경으로부터 정보를 흡수하여 학습하고 인지 능력을 향상시키며, 축적된 지식과 경험을 바탕으로 추론과 판단을 수행하여 효

율적인 사고 체계를 구축한다. 인간 두뇌의 뛰어난 기능은 인공지능 연구에 중요한 단서를 제공했으며, 인지 기능을 모방하는 AI 기반 시스템의 발전으로 이어졌다. 특히 지식은 AI 시스템 구축에 있어 핵심적인 역할을 한다. 일반적으로 지식 획득(형성)에 필요한 학습 기능과 지식의 구조는 AI 시스템의 성능에 직접적인 영향을 미친다. 성능이 우수한 시스템을 구축하기 위해서는, 급격히 변화하는 정보 환경에 대응할 수 있는 신뢰성 있고 유연한 효율적인 지식 조직 메커니즘을 설계해야 한다.

따라서 본 논문에서는 효율적인 AI 시스템 구축에 필요한 체계적인 지식 네트워크를 생성하고, 신뢰할 수 있는 정보를 기반으로 이를 재구성할 수 있는 메커니즘을 제안한다. 제안된 시스템은 세 가지 주요 모듈로 구성된다: 외부 정보를 흡수하는 학습 모듈, 지식 네트워크 구축 모듈, 그리고 신뢰성 있는 데이터를 기반으로 지식 네트워크를 재구성하는 재구성 모듈이다. 이 세 모듈은 동적으로 상호작용하여 효율적인 지능형 처리 과정을 가능하다. 본 논문에서는 이들의 기능을 시뮬레이션하였다.

2. 관련 연구

2.1 지식네트워크

지식 네트워크(Knowledge Network)란 정보와 지식을 구성하고 연결하는 구조로, 데이터베이스, 온톨로지, 인공지능 시스템 등 다양한 분야에서 활용된다. 지식 네트워크는 정보를 효율적으로 구성하고 연결하며, 다양한 분야에서 적용되고 있다 [1-7]. 이 네트워크는 복잡한 정보 간의 상호작용과 관계를 시각적으로 표현하며, 다음과 같은 주요 구성 요소로 이루어진다:

노드(Nodes): 개별 정보 또는 지식을 나타내

며, 개념(concepts), 주제(topics), 데이터 포인트(data points) 등을 포함한다.

에지/아크(Edges/Arcs): 노드 간의 연결로, 서로 다른 지식 간의 관계나 상호작용을 나타낸다.

클러스터(Clusters): 관련된 노드들의 그룹으로, 공통된 주제나 범주를 나타내며 네트워크 내 정보를 구조화하는 데 도움을 준다.

계층 구조(Hierarchies): 노드 간의 추상화 수준이나 구체성을 보여주는 구조로, 일반적인 개념에서부터 더 구체적인 개념으로의 연결을 나타낸다.

속성(Attributes): 노드나 에지에 추가되는 추가 정보로, 해당 지식의 문맥이나 세부 사항을 제공한다.

시각적 요소(Visual Elements): 색상, 모양, 크기 등의 다양한 시각적 표현을 통해 네트워크를 더 잘 이해하고 탐색할 수 있게 한다. 이러한 구성 요소들은 복잡한 정보에 대한 이해를 돕고,

지식 공유를 촉진하며, 다양한 분야 간의 효과적인 소통을 가능하게 한다.

지식 네트워크의 세 가지 주요 기능

정보 저장 및 검색 (Information Storage and Retrieval): 대량의 정보를 구조화하여 저장하고, 필요할 때 신속하게 검색할 수 있도록 돕는다.

지식 공유 (Knowledge Sharing): 여러 사용자 간의 지식 공유를 촉진하며, 협업을 통해 새로운 통찰을 이끌어낼 수 있다.

의사결정 지원 (Decision Support): 복잡한 데이터를 시각적으로 표현함으로써, 사용자가 더 나은 정보에 기반한 의사결정을 내릴 수 있도록 지원한다.

이러한 특성 덕분에 지식 네트워크는 다양한 분야에서 중요한 도구로 자리매김하고 있으며, 특히 복잡한 문제 해결과 체계적인 지식 관리에

있어 중요한 역할을 한다. 지식 네트워크 내에서의 학습은 정보를 효과적으로 축적하고, 새로운 지식을 생성하며, 기존 지식을 갱신하는 과정을 포함한다.

2.2 신뢰성 개념

신뢰성(Reliability)은 시스템이 주어진 환경과 조건에서 일정한 기간 동안 요구된 기능을 지속적으로 수행할 수 있는 능력을 의미한다[6]. 지능형 시스템에서 신뢰성은 단순히 하드웨어적 고장의 발생 여부를 넘어, 정보의 정확성, 일관성, 적시성과 같은 지식 처리 차원에서 더욱 중요하다. 기존 연구에서는 지식 네트워크의 신뢰성을 확보하기 위해 다양한 기법이 제안되었다. 예를 들어,

지식 검증 기법: 전문가 검증 기반 규칙 수집 및 일관성 검증 모델.

오류 탐지 및 복원 기법: 데이터 불일치 탐지와 결함 허용 네트워크 구조.

적응적 신뢰성 관리: 변화하는 환경에서 규칙과 연결 강도의 동적 조정.

그러나 기존 접근법은 주로 정적 데이터나 제한된 규칙 집합을 가정하여 동적인 환경에서 발생하는 불확실성, 중복 지식, 불완전한 정보 처리 측면에서 한계를 가진다. 따라서 지능형 시스템의 실제 응용에서는 변화하는 상황에 적응할 수 있는 구조적 유연성과 지속적 자기 재구성 능력이 필수적이다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 신뢰 수준과 연결 강도를 동적으로 평가·조정하여, 지식 네트워크의 구조를 재편성할 수 있는 메커니즘을 제안한다.

3. 지식 네트워크 재구성 메커니즘의 설계

3.1 시스템 구성

제안된 지식 재구성 시스템은 그림 1에서 보인 바와 같이 지식재구성 (KNOWLEDGE RECONSTRUCTION), 학습 프레임(LEARNING FRAME), 규칙 기반(RULE BASE), 지식 네트워크(KNOWLEDGE NETWORK), 추론/인식 엔진(INFERENCE/RECOGNITION ENGINE) 모듈, 입출력 인터페이스(I/O INTERFACE)와 지식 베이스(KNOWLEDGE BASE)로 구성된다. 먼저 지식 재구성에 대해 설명하면, 지식 재구성 모듈의 주요 기능은 지식 네트워크의 생성, 재구성, 유지 관리이다. 지식 네트워크를 생성하는 과정에서는 전문가로부터 신뢰할 수 있는 규칙을 수집하여 if-then 규칙베이스로 구조화한다. 이후 조건부와 결론부의 공통 요소를 연결점으로 활용하여 추론 사슬(inference chain)을 형성함으로써 지식 네트워크를 생성한다. 네트워크를 구성하는 각 지식 노드는 속성을 표현하기 위해 프레임 구조 내 슬롯을 가진다. 재구성은 일반적으로 신뢰 수준이 서로 다른 규칙이 규칙 기반에 입력될 때 발생한다. 이는 신뢰 수준을 조정하고 필요함 경우 구조를 수정하는 과정을 포함한다. 또한 시스템은 유지 관리를 위해 주기적으로 검색률(retrieval rate)과 에너지 값(energy value)을 모니터링한다. 이러한 값이 사전에 정의된 임계치를 초과하면, 시스템은 지식 네트워크 구조를 조정하기 위해 재구성 모듈을 작동시킨다.

학습 프레임(LEARNING FRAME)은 지식 노

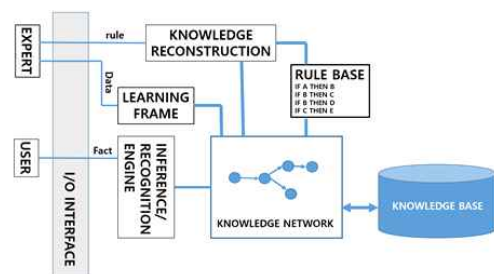


그림 1. 지식 재구성 시스템
Fig. 1. Knowledge Reconstruction System

드의 특성을 학습하고 인식하는 모듈이다. 이는 사용자가 입력한 사실에 적용되며, 지식 네트워크와 연동하여 작동한다. 추론/인식 엔진(INFERENCE/ RECOGNITION ENGINE)은 추론 과정에 참여한다. 지식베이스(KNOWLEDGE BASE)는 장기 기억(long-term memory)의 역할을 하며 관련 정보를 조직화하고 저장한다. 마지막으로, 입출력 인터페이스(I/O INTERFACE)는 전문가와 사용자가 데이터 입력과 출력을 수행하는 공간이다.

3.2 지식네트워크의 기본 프레임

“ $IF K_i Then K_j$ ” 형태의 규칙은 그림 2에 나오는 지식 노드들과 그것들을 연결하는 링크들로 표현된다. K_i 와 K_j 사이의 연결은 연결 강도 S_{ij} 와 신뢰도 R_{ij} 를 통해 나타나며, 두 값은 각각 0.0에서 1.0 사이의 범위를 가진다. 이러한 구조적 연결들은 서로 사슬처럼 이어져 지식 네트워크 전체를 형성한다. 하나의 지식 노드는 5개의 슬롯으로 구성된 프레임 구조로 표현된다. 각 슬롯은 다음 요소들을 포함한다:

ID: 지식 노드의 이름

Description: K_i 를 설명하는 문장 또는 단어

Importance (v_i): 중요도를 나타내며, 값은 0.0에서 1.0 사이

Energy (e_i): 지식 노드의 에너지 수준을 나타내며, 식 (1)을 통해 계산된다.

$$e_i = \frac{v_i + r_i}{2.0} \quad (1)$$

Count (c_i): 해당 노드에 접근한 횟수로, 접근할 때마다 1씩 증가한다.

접근 비율, r_i ,은 식 (2)를 통해 계산되며, 여기서 T는 전체 데이터 접근 횟수를 의미한다.

$$r_i = \frac{c_i}{T} \quad (2)$$

활성화 상태 (Active, a_i): 지식 노드의 활성 상태를 나타내며, 'A'는 활성 상태(active), 'N'은 비활성 상태(inactive)를 의미한다. 이 상태는 식 (3)을 통해 결정된다.

$$a_i = \begin{cases} 'A' & \text{if } e_i \geq \theta \\ 'N' & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

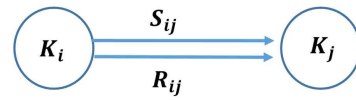


그림 2. 지식네트워크의 구조
Fig. 2 The structure of Knowledge Network

3.3 재구성 메커니즘

지식네트워크 재구성 방법은 기존 네트워크 구조를 분석하고, 이를 효율성과 연결성을 향상시키기 위해 새롭게 재조직하는 과정을 말한다.

재구성 절차는 다음과 같다:

Knowledge node K_i

Slot	Value
ID	K_i
Description	Statement
Importance	v_i
Energy	e_i
Count	c_i
Active	a_i

그림 3. 지식 노드의 기본 프레임
Fig. 3 The basic frame of a Knowledge Node

1단계: 현재 네트워크 분석

노드 식별:

네트워크를 구성하는 핵심 지식, 정보, 또는 전문가를 식별한다.

연결 분석:

노드 간의 관계, 정보 흐름, 연결 강도를 분석하여 활성 링크와 약한 링크를 구분한다.

시스템은 그림 2에서의 연결 강도(S_{ij})와 신뢰도(R_{ij})를 주기적으로 모니터링한다.

중요도 평가:

각 노드 및 연결의 중요도(v_i)를 평가하여 핵심 노드와 주변 노드를 구분한다.

2단계: 문제 및 개선 영역 식별

비효율적인 연결:

불필요하거나 중복된 링크, 정보 병목 현상 등을 식별한다.

이 메커니즘에서는 다음 조건을 만족하면 재구성 모듈로 이동한다:

$$(S_{ij} < \theta_1) \text{ and } (R_{ij} < \theta_2)$$

정보 공백:

특정 지식이 충분히 연결되지 않았거나 공유되지 않은 문제를 탐지한다.

이 경우, 다음 조건을 만족하면 재구성 모듈로 이동한다:

$$(a_i \equiv 'N') \text{ and } (e_i < \delta)$$

확장성 문제:

네트워크가 성장을 위한 유연성을 충분히 가지고 있는지 점검한다.

재구성 목표 설정:

정보 탐색 용이성 향상, 지식 공유 촉진, 혁신 장려 의사결정 지원과 전문가가 I/O 인터페이스를 통해 연결 규칙을 추가로 입력하는 경우 포함하여 목표를 명확히 설정한다.

성과 지표 설정:

재구성 후의 성능을 평가하기 위한 연결성 지표를 정의한다.

추론 경로 P_i 의 전체 연결 강도 계산:

$$T_s(P_i) = \frac{\sum_1^n S_{ij}}{n} \quad (4)$$

추론 경로 P_i 의 전체 신뢰도 계산:

$$T_R(P_i) = \frac{\sum_1^n R_{ij}}{n} \quad (5)$$

$T_s(P_i)$ 와 $T_R(P_i)$ 는 추론 과정에서 선택 기준으로 사용된다.

3단계: 구조 재설계 전략

연결 재구성:

핵심 노드 간의 기존 링크를 강화하거나 새로운 연결을 생성하여 정보 흐름을 원활하게 만든다.

연결 강도 조정:

관계의 중요도나 빈도 등을 기반으로 가중치를 재할당한다.

노드 삽입:

새로운 노드를 삽입할 경우(그림 4 참조), 기존 연결 노드에 링크를 통해 연결된다.

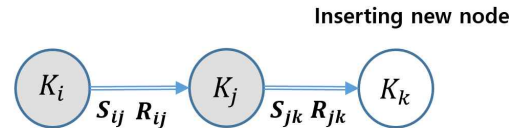


그림 4. 지식네트워크에 노드 삽입
Fig. 4 Insert a node to Knowledge Network

노드 삭제(Delete a node)

노드를 삭제하는 경우(그림 5 참조), 삭제된 노드를 건너뛰어 다음 노드와 새로운 링크를 연결한다. 이때 새로운 링크의 연결 강도, S_{ik} ,와 신뢰도, R_{ik} ,는 식 (6)과 식 (7)을 통해 조정된다.

$$S_{ik} = \text{MIN}(S_{ij}, S_{jk}) \quad (6)$$

$$R_{ik} = \text{MIN}(R_{ij}, R_{jk}) \quad (7)$$

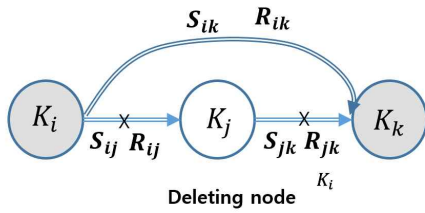


그림 5. 지식네트워크에서 노드 삭제
Fig. 5 Delete a node from Knowledge Network

4단계: 구현 및 검증

프로토타입 구현:

새로운 구조를 소규모로 시범 적용하여 그 효과를 검증한다.

피드백 수집:

사용자나 이해관계자로부터 의견을 수렴하고, 그에 따라 구조를 조정한다.

성과 평가:

재구성이 설정한 목표를 달성했는지 평가하고, 지속적으로 개선한다.

5단계: 지속적인 유지 관리

모니터링:

네트워크 내의 변화와 문제를 지속적으로 모니터링한다.

3.4 학습프레임

지식 노드에 대해서는 속성으로 표현되는 객체 인식을 위해 다층 퍼셉트론(MLP) 학습 모델을

을 사용하며, 오류 역전파 알고리즘으로 학습한다[7,8,9]

오류 역전파 알고리즘은 인공신경망 학습에서 널리 사용되는 기법으로, 출력층에서 계산된 오차(error)를 네트워크의 은닉층을 거슬러 올라가며 가중치(weight)와 편향(bias)을 조정하는 방식이다. 기본 과정은 다음과 같다:

Step1 : 순전파(Forward Propagation)

입력 데이터를 네트워크에 통과시켜 출력값을 계산한다.

$$\alpha_j = f\left(\sum_i w_{ij}x_i + b_j\right) \quad (8)$$

Step2 : 오차 계산(Error Calculation)

출력값, y' ,과 목표값, y , 간의 차이를 손실 함수, L , 로 계산한다.

$$L = \frac{1}{2}(y - y')^2 \quad (9)$$

출력층 뉴런 k 의 오차

$$\delta_k = (y_k - y'_k)f'(z_k) \quad (10)$$

은닉층 뉴런 j 의 오차

$$\delta_j = f'(z_j) \sum_k w_{jk} \delta_k$$

Step 3 : 역전파(Backward Propagation)

출력층에서 시작하여 오차를 은닉층 방향으로 전파하며, 각 뉴런의 기여도를 계산한다. 이때 체인 룰(Chain Rule)을 이용해 가중치에 대한 오차의 기울기(Gradient)를 구한다.

Step 4: 가중치 갱신(Weight Update)

계산된 기울기를 바탕으로 경사하강법(Gradient Descent)을 적용하여 가중치와 편향을 업데이트한다.

$$w_{ij}^{\neq w} = w_{ij} + \eta \delta_j x_i \quad (11)$$

이를 반복함으로써 네트워크는 오차를 점차 줄여가며, 입력과 출력 간의 관계를 학습하게 된다.

한편 지식노드들로 구성된 지식네트워크는 사물의 개념을 의미망으로 표현된다[10,11].

4. 실험

본 실험에서는 그림 6에 제시된 전문가의 규칙들을 바탕으로 규칙베이스를 생성하였고, 이를 지식 네트워크로 변환하였다. 또한, 추가적인 전문가 입력에 따라 지식 네트워크를 재구성하는 과정도 시뮬레이션하였다. 그림 7은 그림 6의 규칙베이스에서 추출된 지식 노드에 대한 설명을 보여준다. 그림 8은 주어진 규칙 기반을 바탕으로 변환된 지식 네트워크를 나타낸 것이다. 이 지식 네트워크는 논리적 추론 체인을 표현하며 추론/인식엔진(INFERENCE/RECOGNITION engine)에서의 추론 처리에 활용된다.

If it is a city, the energy efficiency of all public buildings improves by 20%. (0.7 0.8).
If energy efficiency improves, air quality improves. (0.6 0.9).
If air quality improves, the rate of respiratory diseases among residents decreases. (0.8 0.7).
If residents' health improves, productivity increases. (0.7 0.7).
If productivity increases, the economic growth rate rises. (0.9 0.9).
If the economic growth rate rises, it becomes possible to build an eco-friendly transportation system. (0.8 0.9).
If an eco-friendly transportation system is built, carbon emissions decrease further. (0.9 0.9).
If carbon emissions decrease further, the city receives 'Eco-Friendly City' certification. (0.9 0.9).

그림 6. 전문가에 의해서 제공된 규칙
Fig. 6 Rules provided by expert

K1 it is a city..
K2 energy efficiency improves..
K3 air quality improves..
K4 residents' health improves..
K5 productivity increases..
K6 the economic growth rate rises..
K7 an eco-friendly transportation system is built..
K8 carbon emissions decrease further..
K9 the city receives "Eco-Friendly City" certification..

그림 7. 지식노드의 표기
Fig. 7 Description of Knowledge Node



그림 8. 전이된 지식 네트워크
Fig. 8 The transformed Knowledge Network

현재 상태인 ‘에너지 효율이 향상된다’가 사실

(fact)로 입력되면, 지식 네트워크로부터 도출된 추론 결과는 그림 9에 나타나 있다.

```

= RESTART: D:/논문/PAPER/2025/KI/rkn.py
current state?energy efficiency improves.
The current state is energy efficiency improves.
Reasoning process starts...
K2.. matched
K3 air quality improves.
K4 residents health improves.
K5 productivity increases.
K6 the economic growth rate rises.
K7 an eco-friendly transportation system is built.
K8 carbon emissions decrease further.
K9 the city receives "Eco-Friendly City" certification
'''
strength of reasoning path = 0.800000
reliability of reasoning path =0.842857
    
```

그림 9. 추론결과
Fig. 9 Inferred Results

이를 통해 최종 결론인 ‘도시가 “친환경 도시(Eco-Friendly City)” 인증을 획득한다’는 결과가 도출됨을 확인할 수 있다.

추론 경로의 각 필수 단계를 완수한 결과, 도시 는 해당 조건을 충족하고, ‘친환경 도시’ 인증을 획득하였다.

그림 10은 규칙 기반(Rule Base)이 단계적으로 변화하는 과정을 보여준다. 먼저 지식 노드 K4와 K5가 삭제됨으로써 불필요하거나 신뢰도가 낮은 규칙이 제거되었으며, 이는 규칙베이스의 간결성과 효율성을 강화한다. 이어서 전문가가 입력한 두 개의 새로운 규칙이 추가되어, 기존 규칙 집합은 최신 정보를 반영하며 지속적으로 진화하는 동적 구조를 갖추게 된다. 이 과정은 지식 네트워크가 단순한 정적 데이터 저장소

K1 it is a city..
K2 energy efficiency improves..
K3 air quality improves..
K6 the economic growth rate rises..
K7 an eco-friendly transportation system is built..
K8 carbon emissions decrease further..
K9 the city receives "Eco-Friendly City" certification..
K10 city carry out environment clean up project..

그림 10. 규칙베이스의 변화
Fig. 10 The change of Rule Base

가 아니라, 외부 환경과 상호작용하며 지식을 갱신·확장하는 적응적 시스템임을 보여준다.

그림 11은 이러한 규칙베이스의 변화가 지식 네트워크 구조에 미친 영향을 나타낸다. 기존의 연결 구조는 두 개 노드(K4, K5) 삭제와 새로운 규칙 삽입으로 인해 재편되었으며, 그 결과 새로운 추론 경로 K1 - K2 - K3 - K6 - K10 - K9가 형성되었다. 이 경로의 연결 강도(0.7)와 신뢰도(0.8)는 기존보다 낮아졌는데, 이는 불완전하거나 신뢰도가 낮은 규칙이 포함될 경우 시스템의 추론 신뢰성이 저하될 수 있음을 보여준다. 따라서 재구성 메커니즘은 단순히 새로운 지식을 수용하는 것이 아니라, 규칙의 품질과 신뢰성 관리가 병행되어야 함을 시사한다.

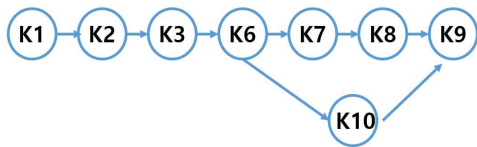


그림 11. 지식네트워크의 변화

Fig. 11 The change of Knowledge Network

결과적으로, 그림 10과 11은 제안된 재구성 메커니즘이 지식 네트워크를 효율적이고 유연하게 유지할 수 있음을 보여주는 동시에, 전문가가 높은 품질의 규칙을 제공할 때 더욱 신뢰성 있는 추론이 가능함을 강조한다.

5. 결 론

본 논문에서는 보다 효율적인 인공지능 시스템 설계를 위해 재구성 메커니즘을 제안하였다.

이 메커니즘은 외부 정보를 흡수하는 학습 모듈, 지식 네트워크를 구축하는 지식 네트워크 구

성 모듈, 신뢰할 수 있는 데이터를 기반으로 지식 네트워크를 재구성하는 재구성 모듈로 구성하였다. 이 세 모듈은 효율적인 지능형 처리를 돕기 위해 동적으로 상호작용하도록 설계되었으며, 특히 지식 네트워크 재구성에 초점을 맞추어 테스트 데이터를 이용한 기능 시뮬레이션을 수행하였다. 결론적으로, 시뮬레이션 결과는 제안된 메커니즘이 의도한 대로 작동하며 효율적인 결과를 도출함을 검증하였다. 이러한 결과는 본 메커니즘이 지식 처리 시스템에 적용될 수 있는 중요한 잠재력을 지니고 있으며, 인공지능 엔진 내 핵심 구성 요소로 기여할 수 있음을 시사한다.

참 고 문 헌

- [1] Zhao, Y., Zhang, Z., & Zhao, H. (2020). "Reference Knowledgeable Network for Machine Reading Comprehension.", *EEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing (TASLP)*, 2022. DOI: 10.1109/TASLP.2022.3164219
- [2] Jinwei, Z., & Meng, Y., "The relationship among inventor network characteristics, knowledge reorganization and enterprise technological innovation performance", *Science & Technology Progress and Policy*, 2023. DOI: 10.6049/kjbydc.2022050224
- [3] Balestrin, A., Vargas, L. M., & Fayard, P. "Knowledge creation in small firm network", *Journal of Knowledge Management*, Vol. 12, No. 2, pp. 94 - 106, 2008. DOI: 10.1108/13673270810864718
- [4] Schillebeeckx, S. J. D., Lin, Y., George, G., & Alnuaimi, T., "Knowledge recombination and inventor networks: The asymmetric effects of embeddedness on knowledge reuse and impact", *Journal of Management*, Volume 47, Issue 4,

published in April 2021. DOI: 10.1177/0149206320945172

- [5] Gruber, M., Harhoff, D., & Hoisl, K., "Knowledge recombination across technological boundaries: Scientists vs. engineers", *Management Science*, Volume 59, Issue 4, Pages 837 - 851, 2013. DOI: 10.1287/mnsc.1120.1572
- [6] Avizienis, A., Laprie, J.-C., Randell, B., & Landwehr, C. (2004). Basic concepts and taxonomy of dependable and secure computing. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 1(1), 11 - 33. DOI: 10.1109/TDSC.2004.2
- [7] Ortega, P. A., Fernández, J., & Patiño, H. D., "Multilayer perceptron: Architecture optimization and training", *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, Volume 4, Issue 1, pp. 26 - 30, 2016. DOI: 10.9781/ijimai.2016.415
- [8] Gardner, M. W., & Dorling, S. R., "Artificial neural networks (The multilayer perceptron)—A review of applications in the atmospheric sciences", *Atmospheric Environment*, Volume 32, Issues 14 - 15, Pages 2627 - 2636, 1998. DOI: 10.1016/S1352-2310(97)00447-0
- [9] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio and Aaron Courville, "Deep Learning", The MIT Press, 2016. ISBN: 9780262035613
- [10] Lehmann Fritz, Rodin Ervin Y., "Semantic Networks in artificial intelligence, International series in modern applied mathematics and computer science", Oxford, NewYork, Pergamon Press, 1992. ISBN: 00800420125
- [11] JeongYon Shim, "Brain Secret", Bookshill, 2013. ISBN: 978-89-5526-519

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