

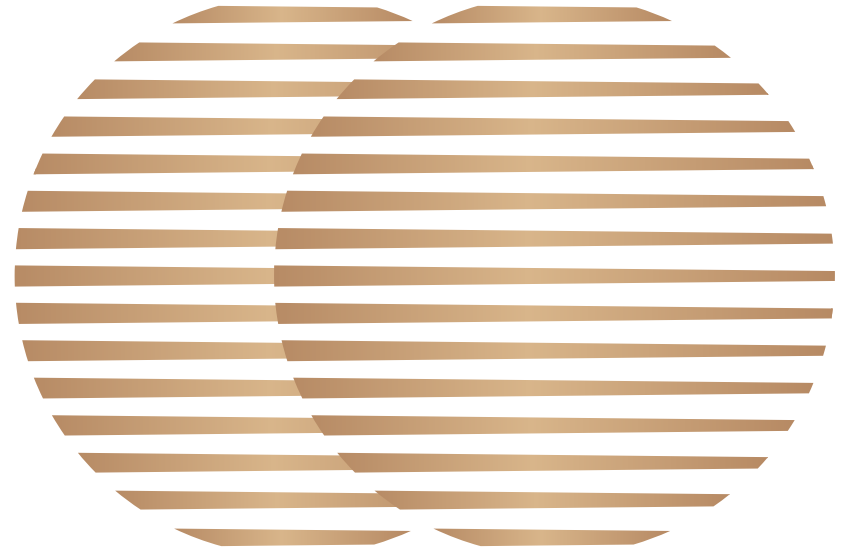
2022년 한국소프트웨어종합학술대회(KSC2022) 발표

순환 구조 인코더를 활용한 상식 기반 QA 모델의 개선 방법

Improving Commonsense-based QA Model through a Cycle-Encoder

정지원¹ 이소영² 박호건¹²

¹성균관대학교 인공지능학과, ²성균관대학교 전기전자컴퓨터공학과
jwjw9603@g.skku.edu, lsy7451@g.skku.edu, hogunpark@g.skku.edu



Contents

01

서론

- 사전 지식
- 연구 배경
- 관련 연구
- 연구 목표

02

본론

- 문제 정의
- 수식 정의
- 모델 설명

03

실험

- 데이터 세트
- 실험 결과

04

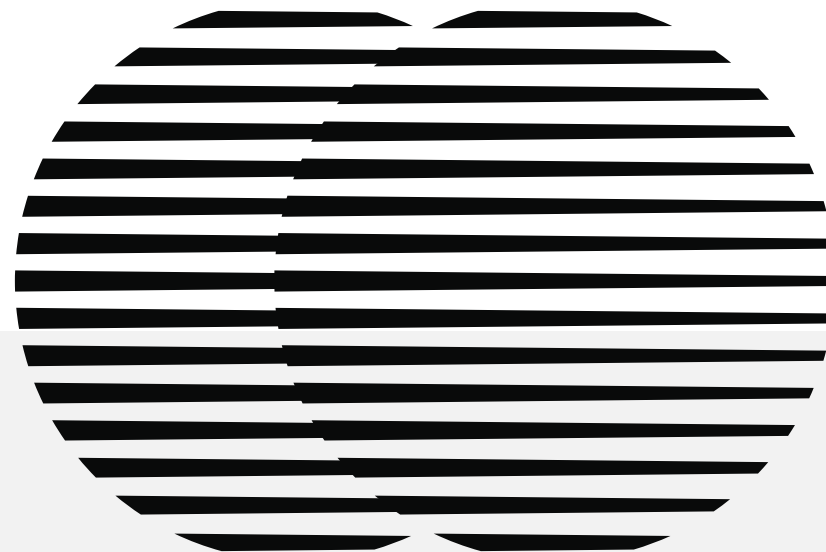
결론

- 요약 및 기여
- 향후 연구

01

서론

-
- 사전 지식
 - 연구 배경
 - 관련 연구
 - 연구 개요



MPNN

- 그래프 신경망(GNN)의 가장 기본이 되는 프레임 워크
- 노드의 이웃들의 정보를 이용해서 해당 노드의 상태를 업데이트하는 형태
- 구조

- Message function

$$m_v^{t+1} = \sum_{w \in N(v)} M_v(h_v^t, h_w^t, e_{vw})$$

> 정보를 aggregate 하는 역할

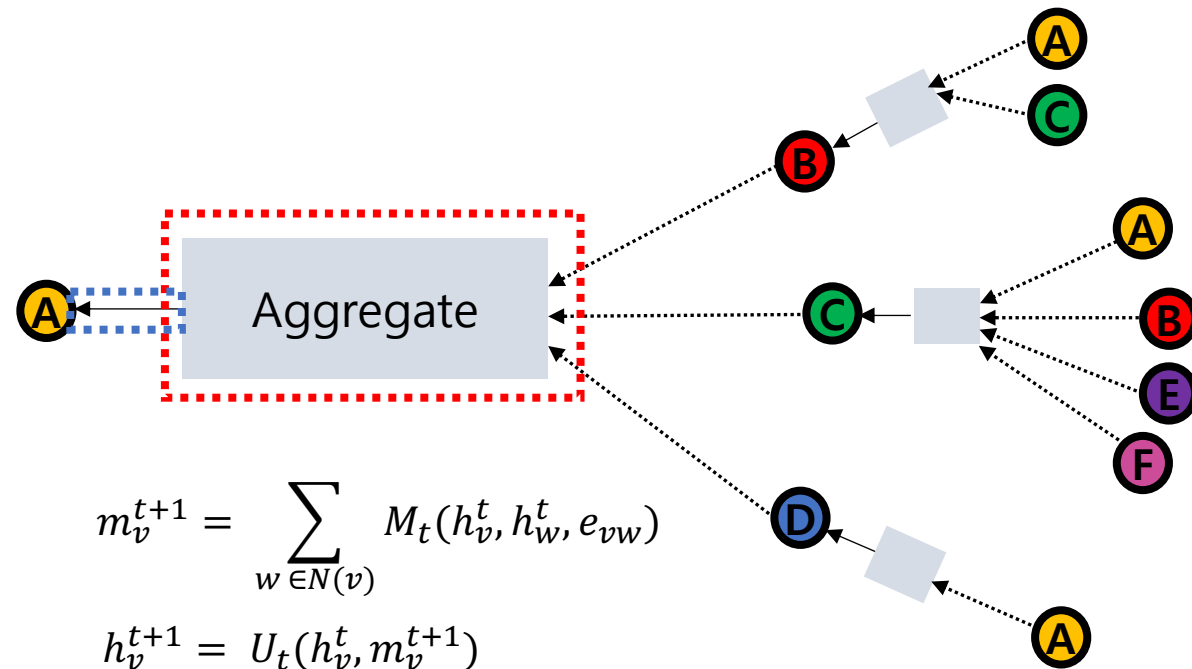
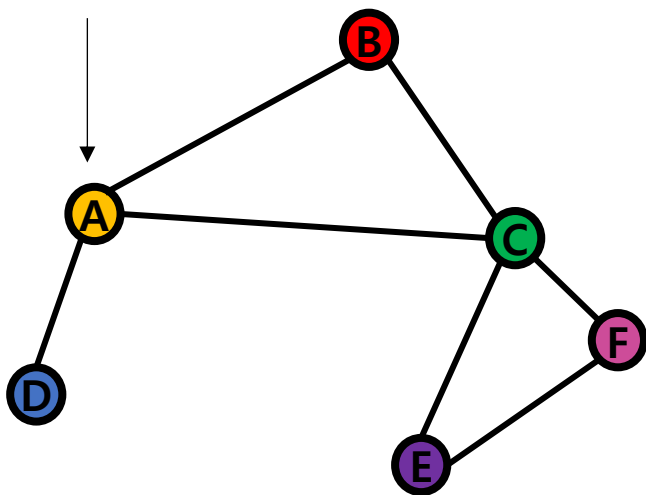
- Update function

$$h_v^{t+1} = U_v(h_v^t, m_v^{t+1})$$

> 노드의 hidden state를 업데이트하는 역할

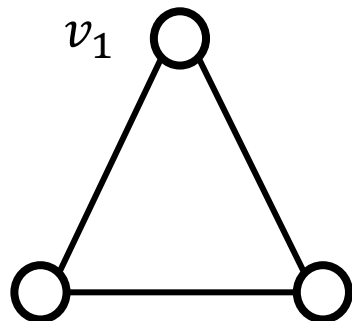
MPNN(GNN)

Target Node

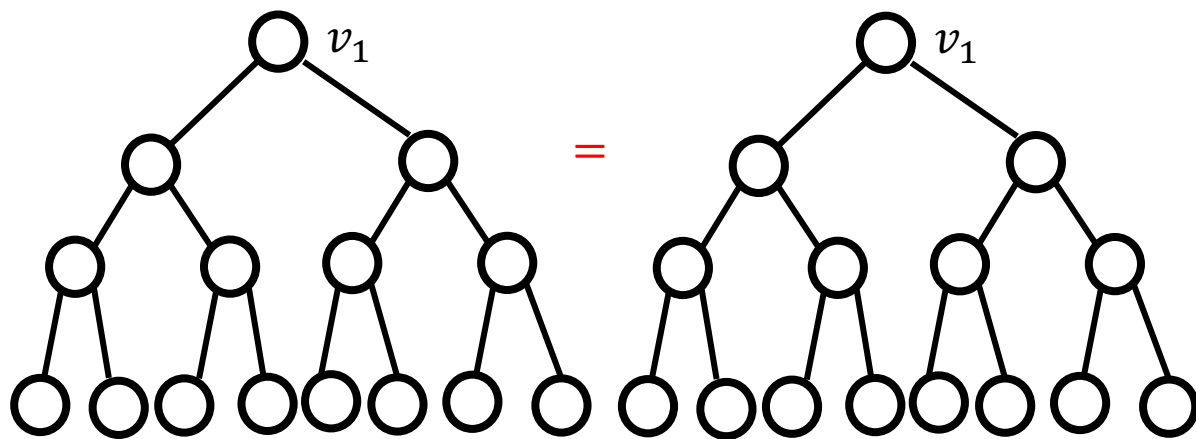
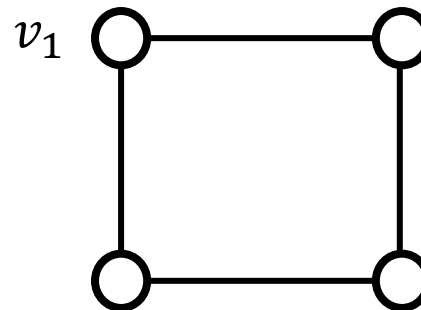


순환 그래프 in GNN

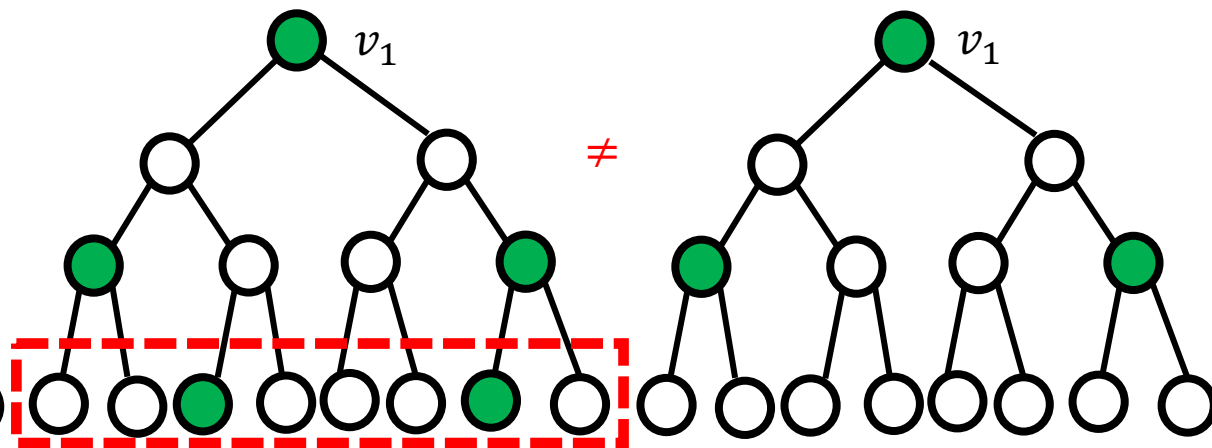
Original graph



≠



=



≠

Length 3- cycle count = 2

[A] Rooted Computational Graph
(Original GNN)

[B] Rooted Computational Graph
(Circular specific GNN)

상식추론

- 사람의 상식이 요구되는 질의응답 문제로 CommonsenseQA, OpenBookQA 데이터 세트가 있음
- 문장의 문맥(정보)만으로 정답을 도출하기 힘들
- 지식 그래프(ConceptNet)를 활용한 질의응답 시스템 연구에 많이 사용됨

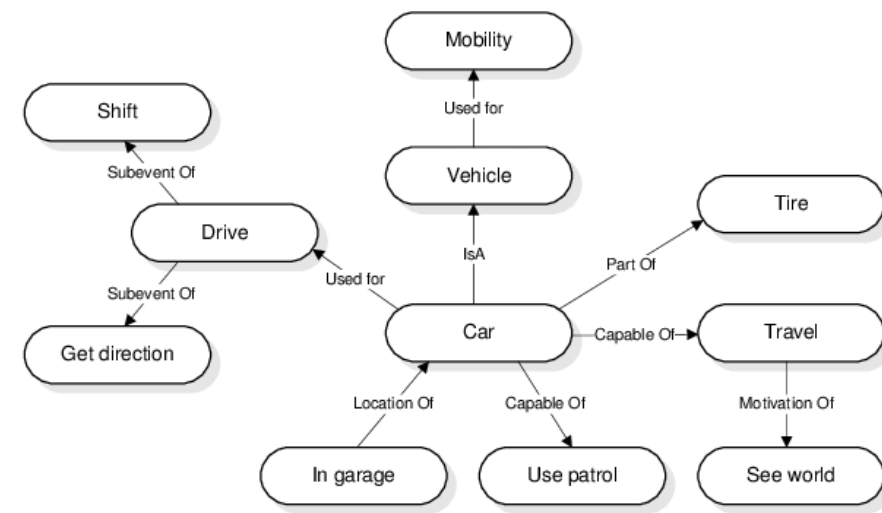


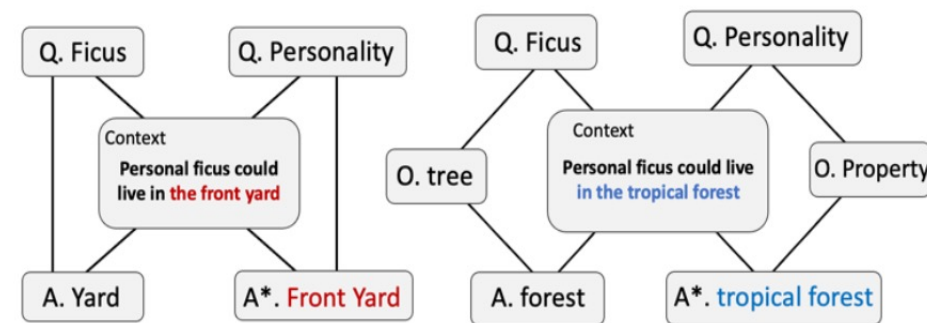
Figure 1 _ConceptNet

순환 그래프 in 상식

- 지식 그래프 기반 질의응답 시스템은 그래프 신경망의 입력으로 하위 그래프(Subgraph)가 입력으로 들어감
- 하위 그래프를 구성하는 노드는 네 가지의 타입이 있음
 - Question node, Answer node, Other node, **Context node**
- Context node**는 질문과 정답을 한 문장으로 나타낸 후 언어 모델을 거친 문장을 노드로 변환시킨 것임
- Context node**의 도입으로 성능 향상을 이뤄냈지만 필연적으로 순환 그래프가 발생함
 - 그래프 신경망의 문제점이 발생함
 - 상식**에 관한 질의응답은 단어 간의 **연결 관계**가 중요한 정보임
 - 연결 관계가 **순환 논법**에 빠질 수 있다는 가설을 가지게 됨

Q. Where could a personal ficus live?

A. **Front yard** B. Cabin in the wood C. California D. conservatory E. **tropical forest**



Graph A

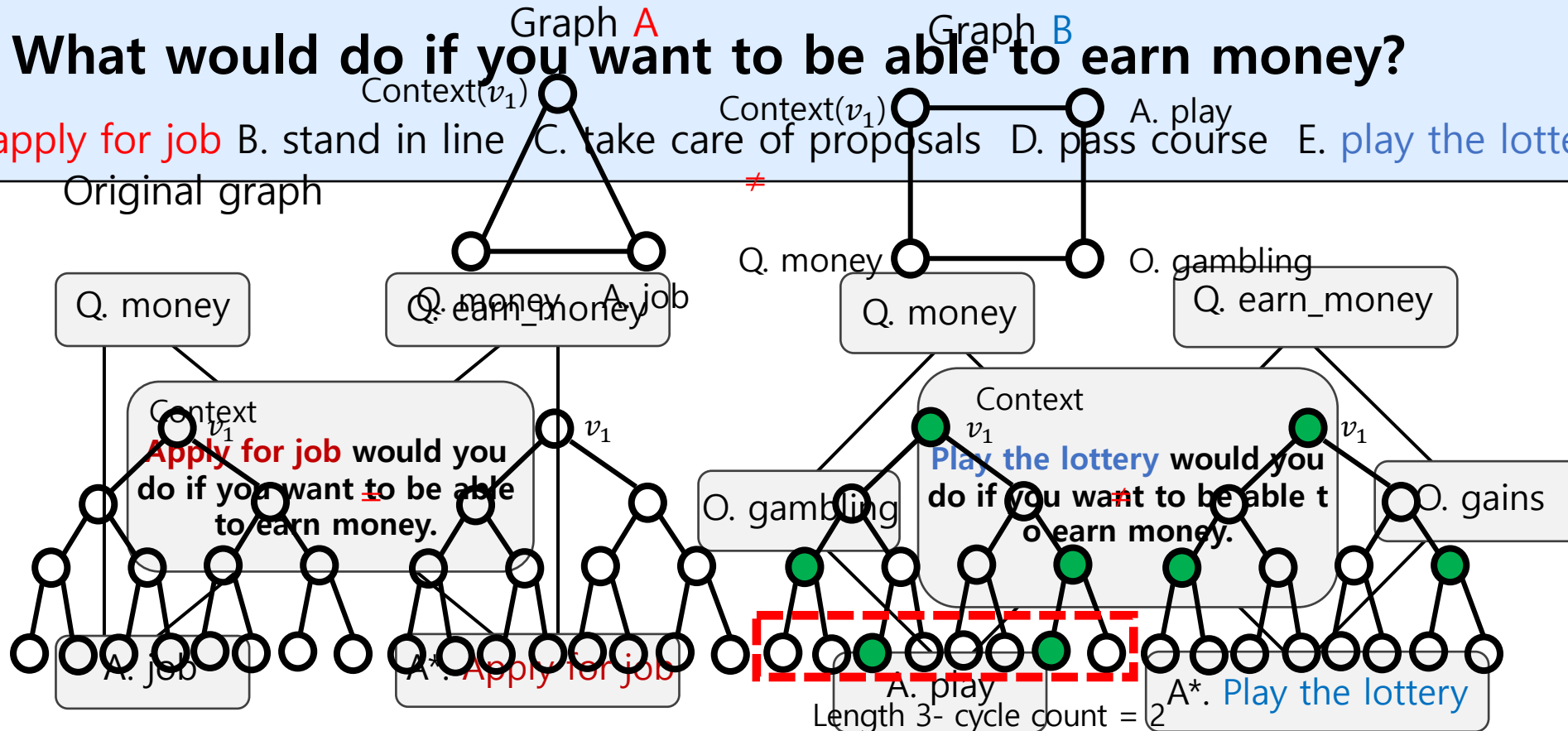
Graph B

Figure 2 _컨텍스트 노드가 도입된 그래프 구조(In paper)

GNN in 질의응답

Q. What would do if you want to be able to earn money?

A. **apply for job** B. stand in line C. take care of proposals D. pass course E. **play the lottery**



[A] Rooted Computational Graph
(Original GNN)

[B] Rooted Computational Graph
(Circular specific GNN)

Graph A

Graph B

Figure 3 _컨텍스트 노드가 도입된 그래프 구조

1. 질의응답 시스템은 인간이 제시하는 질문에 대하여 스스로 답변을 제공하고자 하고, 나아가 인간 수준의 추론 능력을 가지는 것에 목표를 두고 있음
2. 질의응답 시스템은 인간이 제기한 질문에 기계가 얼마나 자연스러운 대답을 생성하는지 알아보기 위한 연구로 크게 정보기반 시스템과 **지식 그래프 기반 질의응답 시스템**으로 나뉨

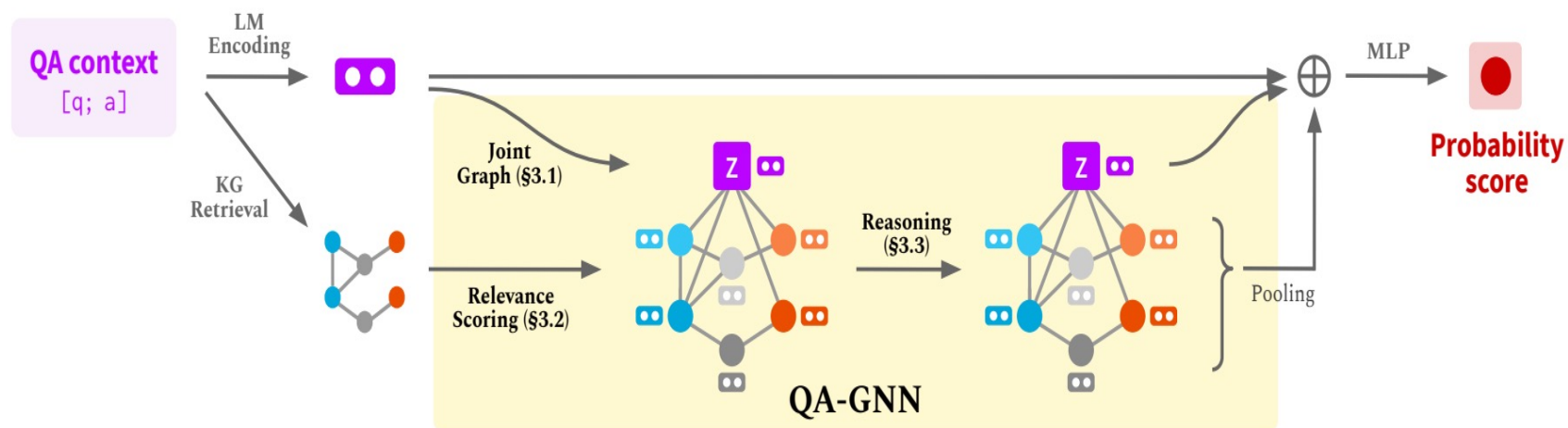
배경

- 지식 그래프 기반 질의응답 시스템은 추론을 위하여 질문/선택지를 지식 그래프와 통합하는 과정에서 많은 **순환 구조(Cycle)**를 생성하게 됨
- 그래프 데이터 구조를 학습하기 위해 그래프 신경망(GNN)을 사용하는데 그래프 신경망은 순환 구조를 포함한 **서로 다른 그래프를 구분할 수 없는 문제**가 있음

문제점

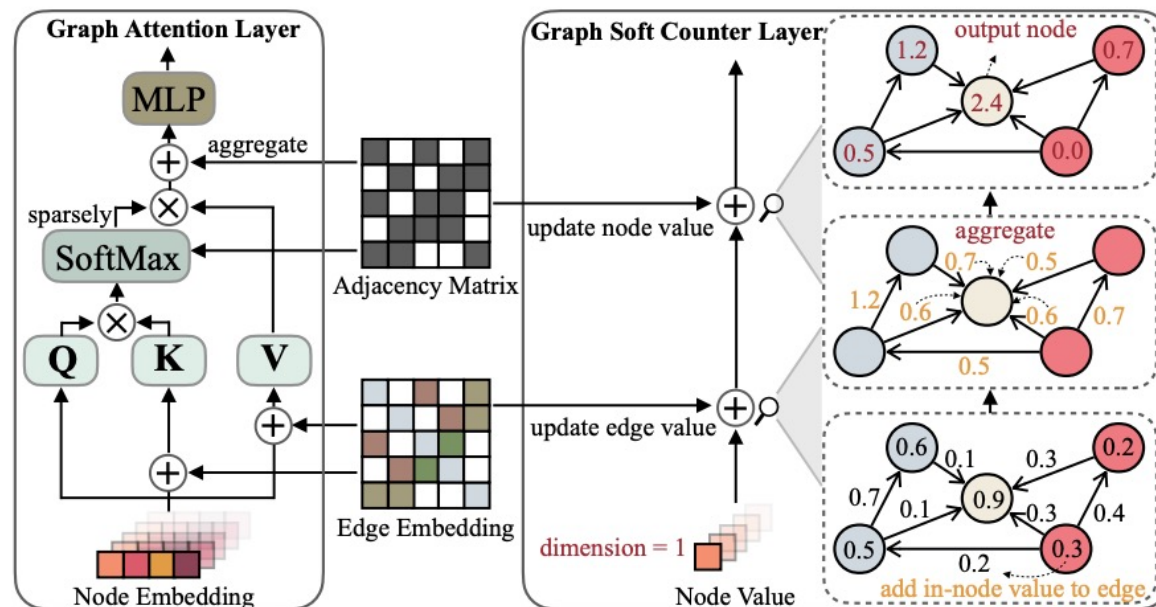
- 기존 지식 그래프 기반 질의응답 시스템은 노드 간의 **연결 관계에만 집중**하고 그래프의 전체적인 구조를 고려하지 않음
- 순환 구조가 추론에 사용 시, **순환 논법**에 해당하는 상황이 발생할 수 있음
- 순환 논법이란 화자가 어떤 주장을 펼침에 있어 근거로 그 주장을 다시 사용하는 논리 오류에 해당함

QA-GNN



- Context node를 Subgraph와 연결함
- Context node와 연결된 노드 간의 relevance score를 계산함
- Graph Attention Network을 적용함

Graph Soft Counter



- 노드의 임베딩 값 설정이 불필요하다는 것을 언급하며 값을 0으로 지정함
- 출발 Node 임베딩 값을 엣지에 전파함
- 전파된 값과 기존 엣지 임베딩 값을 더해서 업데이트 함
- 엣지가 향하는 노드(도착 노드)의 값을 업데이트 함

한계점과 목표

한계점

- ① Context 노드의 등장으로 순환 그래프가 필연적으로 생성됨
- ② 기존 message passing 그래프 신경망의 한계점을 해결하지 못함
- ③ 노드 간의 관계에만 집중하고 그래프의 전체적인 위상, 구조(특히, 순환)를 고려하지 않음

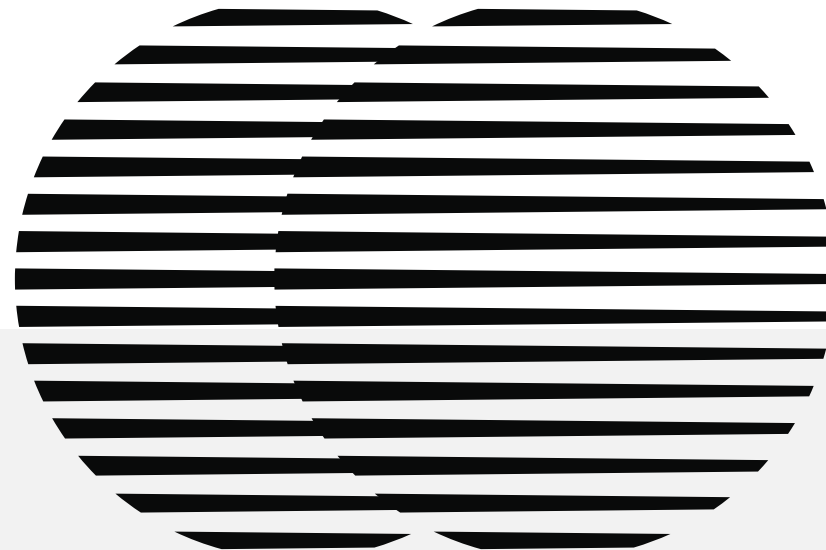
목표

순환을 파악할 수 있는 Cycle Encoder를 사용하여 순환 구조를 고려한 KG기반 질의응답 모델을 만들고자 함

02

본론

-
- 문제 정의
 - 표기 정의
 - 모델 설명



지식 그래프와 사전 학습 언어 모델을 질의응답 중 상식 추론 과정에 사용하는 경우 그래프의 순환 구조를 고려한 Cycle Encoder를 제안함

Cycle Encoder를 QA-GNN, Graph-Soft-Counter 두 가지 모델에 적용함

1. 현재 질의응답

기존 지식 그래프 기반 질의응답 시스템은 노드 간의 관계에만 집중하고 그래프의 전체적인 위상, 구조를 고려하지 않음

2. 그래프 신경망의 한계

순환 구조를 포함한 서로 다른 그래프는 그래프 신경망으로 구분할 수 없는 문제가 있고, 기존의 지식 그래프 기반 QA 모델들은 이러한 그래프 신경망을 그대로 사용하고 있음

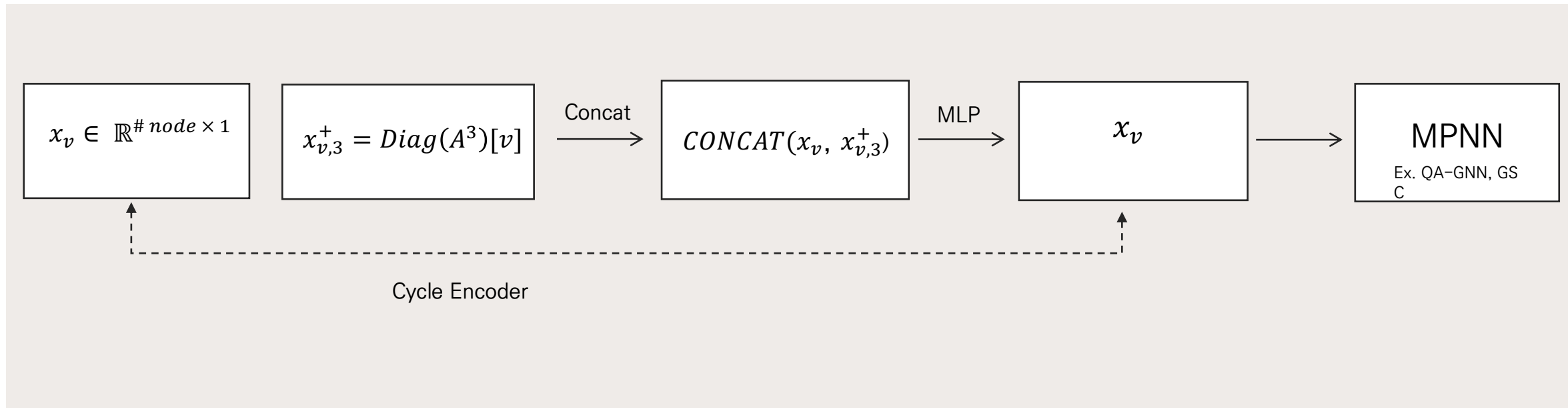
3. 순환 그래프

순환 구조가 포함된 그래프를 추론 할 때 순환 논법에 해당하는 상황이 발생할 수 있음

Notation

1. x_v : v 노드 임베딩 벡터 초깃값
2. $x_{v,3}^+$: v 노드에서 3번 이동하여 v 노드로 돌아올 수 있는 경우의 수 (순환 구조 개수 벡터)
3. A : 인접 행렬
4. *CONCAT* : Concatenation
5. MLP : 2-layer Multi-Layer Perceptron

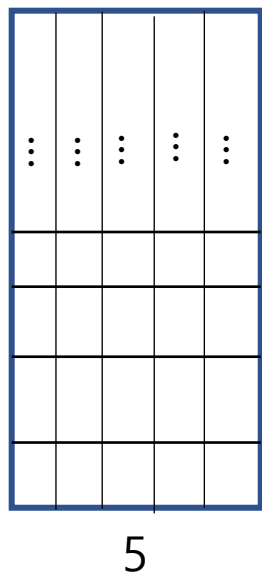
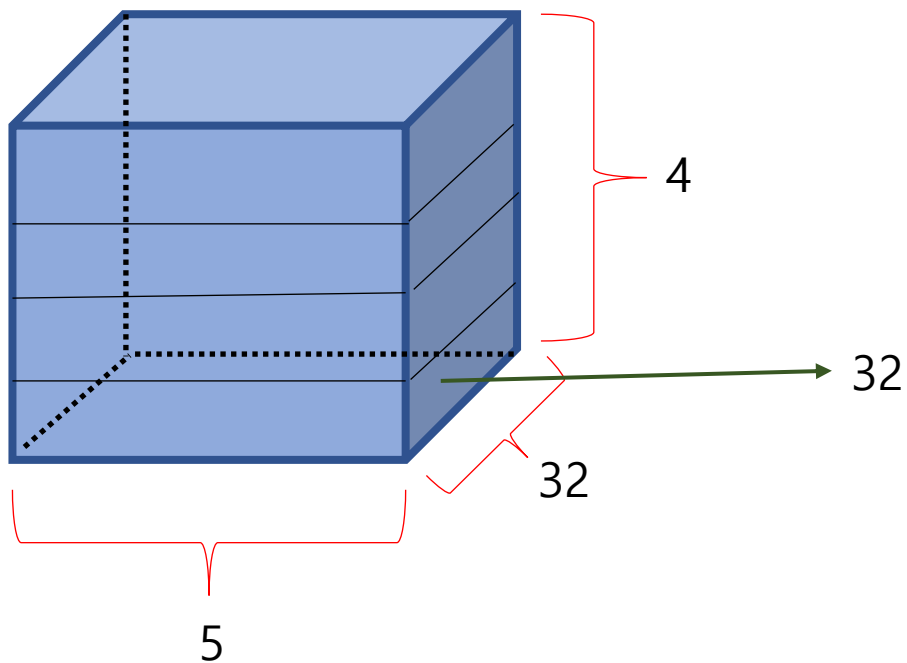
Figure 2 _ Cycle Encoder



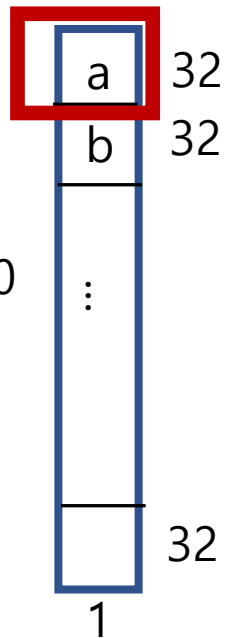
- x_v 는 노드 임베딩 초깃값으로 Graph soft counter은 0으로 지정함
- Cycle Encoder는 message passing을 수행하기전 거치는 Encoder로 노드 임베딩 초깃값을 학습하는 인코더임
- $x_{v,3}^+$ 는 $x_{v,3}^+ \in \mathbb{R}^{\#node \times K}$ 크기의 순환 구조 개수 벡터로 v 노드를 기준으로 한 순환 그래프의 개수를 나타내는 값.
- K 는 순환 구조 개수 벡터의 차원으로 각 차원에 동일한 값을 적용하였으며 모델에 따라 차원의 크기는 다름

x_v shape

- 4 = batch_size(original) > 4개의 문제
- 32 = # nodes > 32개의 노드 수(max_node)
- 5 = 오지선다 문제
- $x_v = (4, 5, 32) > (20, 32) > (640, 1)$



X 4 문제 =



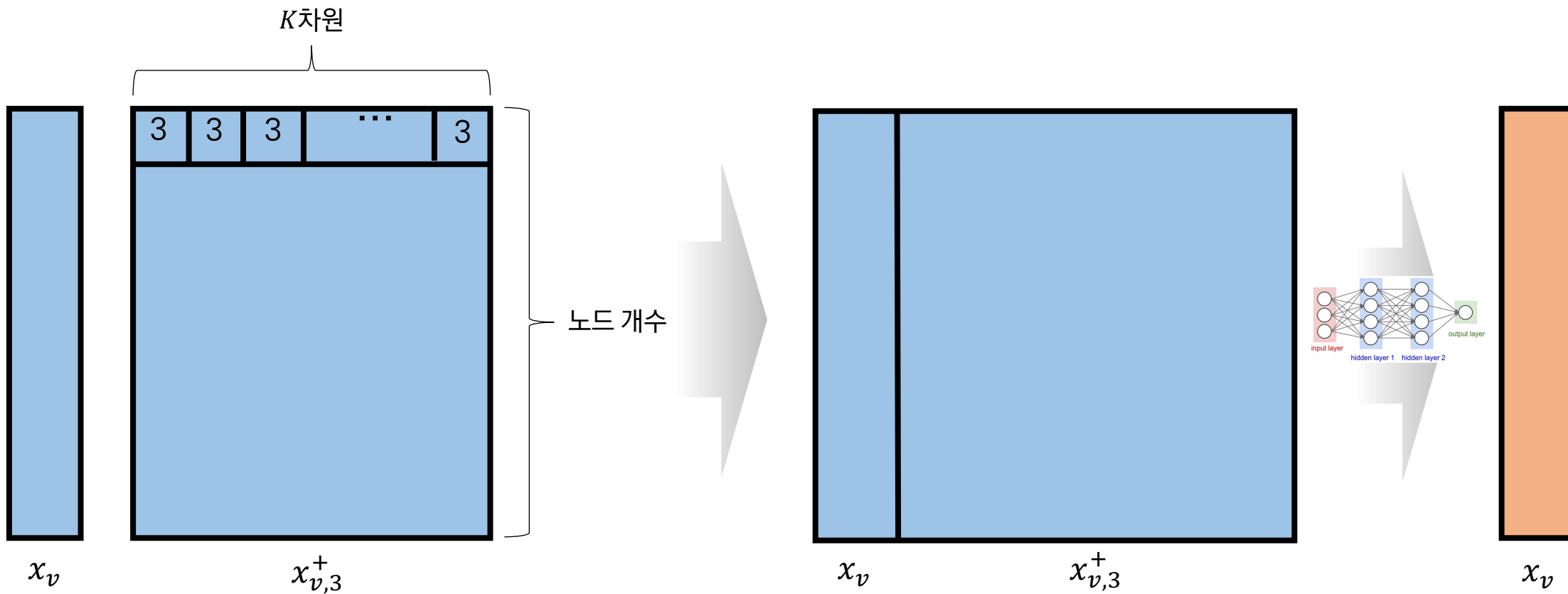
※Graph soft counter의 CommonsenseQA데이터 임베딩 shape를 예시로 설명함

- a : 첫번째 문제와 1번 정답으로 이루어진 subgraph의 nodes
- b : 첫번째 문제와 2번 정답으로 이루어진 subgraph의 nodes



※ Graph soft counter의 CommonsenseQA데이터 임베딩 shape를 예시로 설명함

Cycle Encoder



03

실험

-
- 데이터 세트
 - 실험 결과



ConceptNet

단어(Concept)간 관계 분석(Relation) 메커니즘을 통해 사용자로부터 입력 받은 단어와 관련된 관계 정보를 제공하는 지식 그래프

CommonsenseQA

오지선다의 문제로 문맥 없이 상식에 의존하여 질의에 대한 정답을 찾는 문제

OpenBookQA

사지선다의 문제로 기초적인 과학 상식을 요구하는 문제

Table 1 _ CommonsenseQA에 대한 결과

Methods	1Hdev-ACC%	1Htest-ACC%
KagNet	73.47%	69.01%
RN	74.57%	69.08%
MHGRN	74.45%	71.11%
QA-GNN	76.54%	73.41%
GSC	79.11%	74.48%
QA-GNN(+Cycle Encoder)	78.05%	74.62%
GSC(+Cycle Encoder)	79.36%	75.58%

- QA-GNN과 GSC 모델에 순환 인코더(Cycle Encoder)를 추가함
- 실험 결과 test accuracy 각 1.21%, 1.10% 향상함

Table 2 _ OpenBookQA에 대한 결과

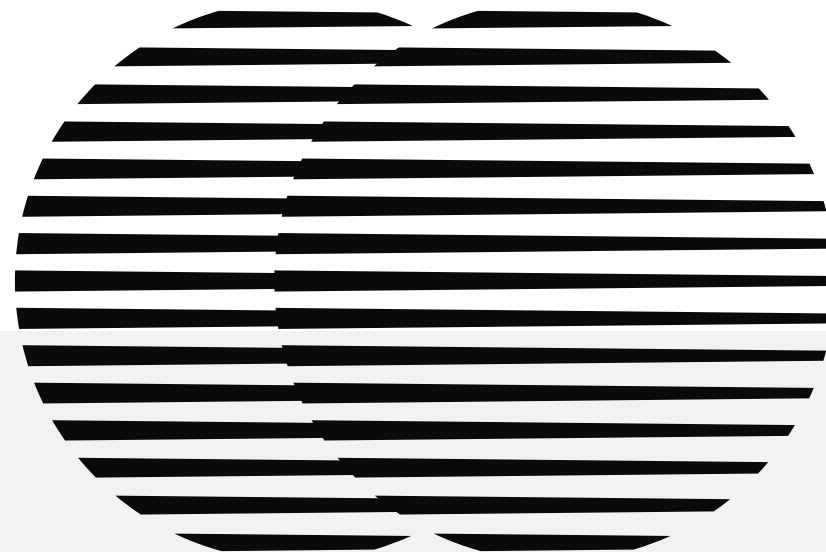
Methods	1Htest-ACC%
RoBERTa-large	64.80%
RN	65.20%
MHGRN	66.85%
QA-GNN	67.80%
GSC	70.33%
QA-GNN(+Cycle Encoder)	72.20%
GSC(+Cycle Encoder)	72.40%

- QA-GNN과 GSC 모델에 순환 인코더(Cycle Encoder)를 추가함
- 실험 결과 test accuracy 각 4.40%, 2.07% 향상함
- OpenBookQA 데이터 세트에서 더 큰 성능 향상이 있음

04

결론

-
- 요약 및 기여
 - 향후 연구



- 기존 지식 그래프 기반 질의응답 시스템은 그래프내의 객체(노드)들 간의 **관계**에만 집중하는 경향이 있음
- 이는 순환 그래프가 형성될 경우 **순환 논법**에 빠질 수 있음
- 우리는 객체 간의 관계뿐만 아니라 그래프의 전체적인 위상, 특히 순환성이 질의응답을 하는데 영향이 있을 거라 생각하였기 때문에 **Cycle Encoder**를 제안함
- 상식 추론을 하는데 그래프의 위상(순환성)을 고려한 접근 방식은 처음

01 논문에서 제안한 순환 인코더를 사용한 모델의 **결과에 대한 구체적인 분석**

02 순환 그래프가 순환 논법과 같은 오류를 발생시켜 정답을 도출하는데 문제가 있는지에 대한 **정확한 증명**

03 순환 그래프를 파악하고 해결할 수 있는 더 **발전된 모델**
순환성 뿐만 아니라 **그래프의 구조에 따른 질의응답 결과 분석**

감사합니다

발표 경청해 주셔서 감사합니다

정지원 성균관대학교 인공지능학과 석사 과정
jwjw9603@g.skku.edu

