

지식베이스상 뉴로 심볼릭 관계 모델을 이용한 오픈 도메인 질의응답

이영훈¹, 나승훈¹, 최윤수², 이해우², 장두성²
¹전북대학교, ²KT

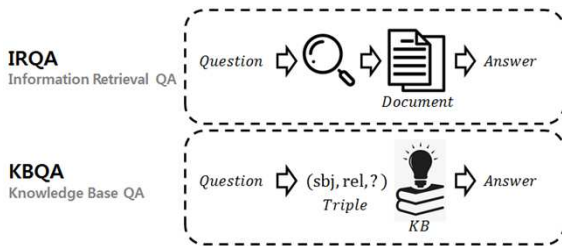
{dldudgns73, nash}@jbnu.ac.kr, {yunsu.choi, lee.hyewoo, dschang}@kt.com

I. 서론

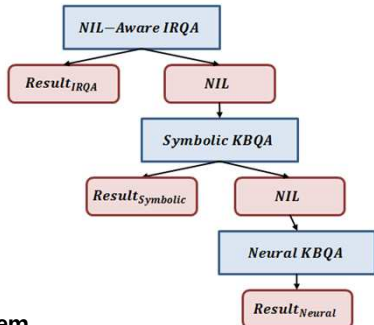
오픈 도메인 질의응답(Open-Domain Question Answering) 단서를 제공하지 않고 주어진 질문에 대한 정답을 찾는 태스크로 정답을 찾기 위한 추가적인 자원이 필요함.

검색 기반 질의응답(Information Retrieval Question Answering) 주어진 질문을 검색하여 문서 집합을 얻어내고 얻어진 문서에 기계독해(Machine Reading Comprehension)를 적용하여 정답을 찾는 방식

지식 베이스 질의응답(Knowledge Base Question Answering) 지식 베이스는 개체들의 관계를 RDF(Resource Description Framework)의 형태로 <개체1, 관계, 개체2>의 Triple 형태로 표현. 이러한 지식 베이스 자원을 활용하여 정답을 찾는 방식



II. 제안 방법

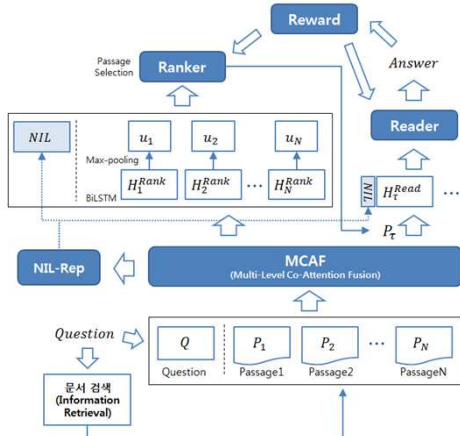


Proposed System

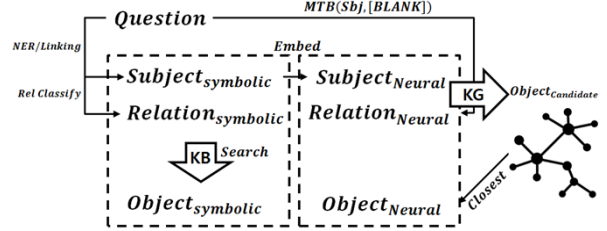
제안 시스템은 NIL-Aware 검색 기반 질의응답 방식[6]을 이용하여 문서 집합에 정답이 없다고 예측한 질문, 즉 정답을 찾을 수 없는 NIL 질문에 대해 심볼릭 지식 베이스 질의응답 적용. 이때 개체명 연결 등의 심볼릭 지식 베이스의 구성요소의 오류 등으로 인해 지식 베이스 검색에 실패한 경우, 다시 뉴럴 지식 베이스 질의응답의 결과를 사용하는 방식으로 결합.

i. 검색 기반 질의응답 모델

실험에 사용된 검색 기반 질의응답 모델은 검색된 문서 집합 중 정답이 포함되어 있는 경우 에이전트(Agent)에게 보상을 주는 강화학습(Reinforcement Learning)을 적용하여 최적의 문서를 찾는 방식. 전체 Passage의 표상을 이용하여 NIL-Passage를 생성하고 모든 Passage에 정답이 포함되어 있을 확률보다 NIL-Passage일 확률이 더 높은 경우 NIL-Passage를 선택하여 NIL을 검출. 또한 정답 Span을 찾는 과정에서 NIL-dummy를 추가하여 다시 한번 NIL 검출하는 과정을 거침.

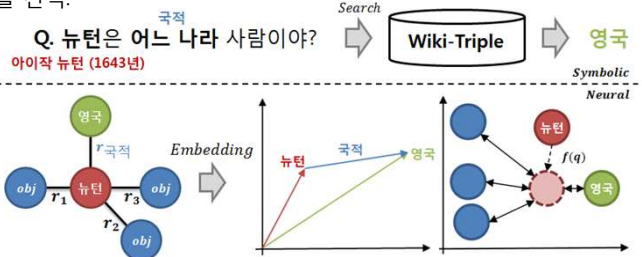


ii. 지식 베이스 질의응답 모델



Symbolic Relational Model 위의 그림에서 왼쪽 점선 블록에 해당. 주어진 질문에 대해 개체명 인식과 연결을 통해 질문에 나타나는 시드 개체를 얻음. 얻어진 시드 개체와 질문을 이용해 관계 분류를 적용하고 정형화된 질문 표현인 <Subject, Relation, *>를 얻음. 마지막으로 사전 구축된 지식 베이스에 검색.

Neural Relation Model 위의 그림에서 오른쪽 점선 블록에 해당. 시드 개체를 지식 그래프 상의 임베딩 차원으로 사상시켜 후보 개체 중 가장 가까운 개체를 선택하는 방식. 실험에 사용된 그래프 임베딩 방식은 TransE 모델을 사용하였으며, MTB[14] 방식과 유사하게 RoBERTa의 질의 입력 토큰을 "[SOS] ... [E1] Seed-Entity [E1] ... [E2] [BLANK] [E2]"를 사용. 이를 통해 시드 개체와 찾고자 하는 Blank개체 사이의 관계 표현을 얻도록 학습. 마지막으로 얻어진 임베딩들의 연산과 가장 가까운 후보 개체를 선택.



Neuro-Symbolic Relational Model 심볼릭과 뉴럴 방식을 결합한 모델로, 심볼릭 방식에서 구성 요소의 오류 등으로 인해 전체 지식 베이스 검색에 실패한 경우 뉴럴 모델의 결과를 사용하여 결합. 본 논문에서는 편의를 위해 심볼릭 관계 모델과 뉴럴 관계 모델은 각각 Symbolic KBQA와 Neural KBQA로 혼용하여 사용

III. 실험

i. 실험 세팅

실험에 사용한 KT 질의응답 데이터 셋의 통계는 아래와 같고, 검색 기반 질의응답 데이터에서 괄호의 숫자는 각각 문서 집합에 정답이 포함되어 있지 않는 NIL 질문의 개수와 정답이 포함되어 있는 Non-NIL 질문의 개수를 의미. 지식 베이스 질의응답 데이터는 지식 베이스 방식에 적용하기 위해 전체 데이터 중 Triple의 형태로 표현이 가능한 데이터로 제한. 특히 뉴럴 방식의 경우 정답이 속성 값(Value)의 형태로 표현되는 데이터는 사용할 수 없기 때문에 제외하여 학습 및 평가를 진행.

Method	Train	Dev	Test
IRQA (#NIL/#Non-NIL)	15390 (5327/10063)	900 (303/507)	1800 (599/1201)
Symbolic KBQA	5950	343	563
Neural KBQA	3749	242	428

ii. 실험 평가

평가 지표로는 기계 독해에서 사용하는 EM(Exact Matching)과 F1 Score를 사용하였고, 검색 기반 질의응답에서 NIL을 예측한 결과에 대해서 지식 베이스 질의응답의 결과가 정답 개체와 같은 경우 정답으로 가정하고 평가를 진행.

Method	EM	F1
IRQA[6]	44.39	51.51
Baseline[15]	48.06	52.81
NIL-Aware 결합모델 (심볼릭 관계 모델)	50.11	54.86
NIL-Aware 결합모델 (뉴로-심볼릭 관계 모델)	50.33	55.08