

# 지식 베이스와 검색 기반 QA의 결합 모델에 기반한 오픈 도메인 질의 응답

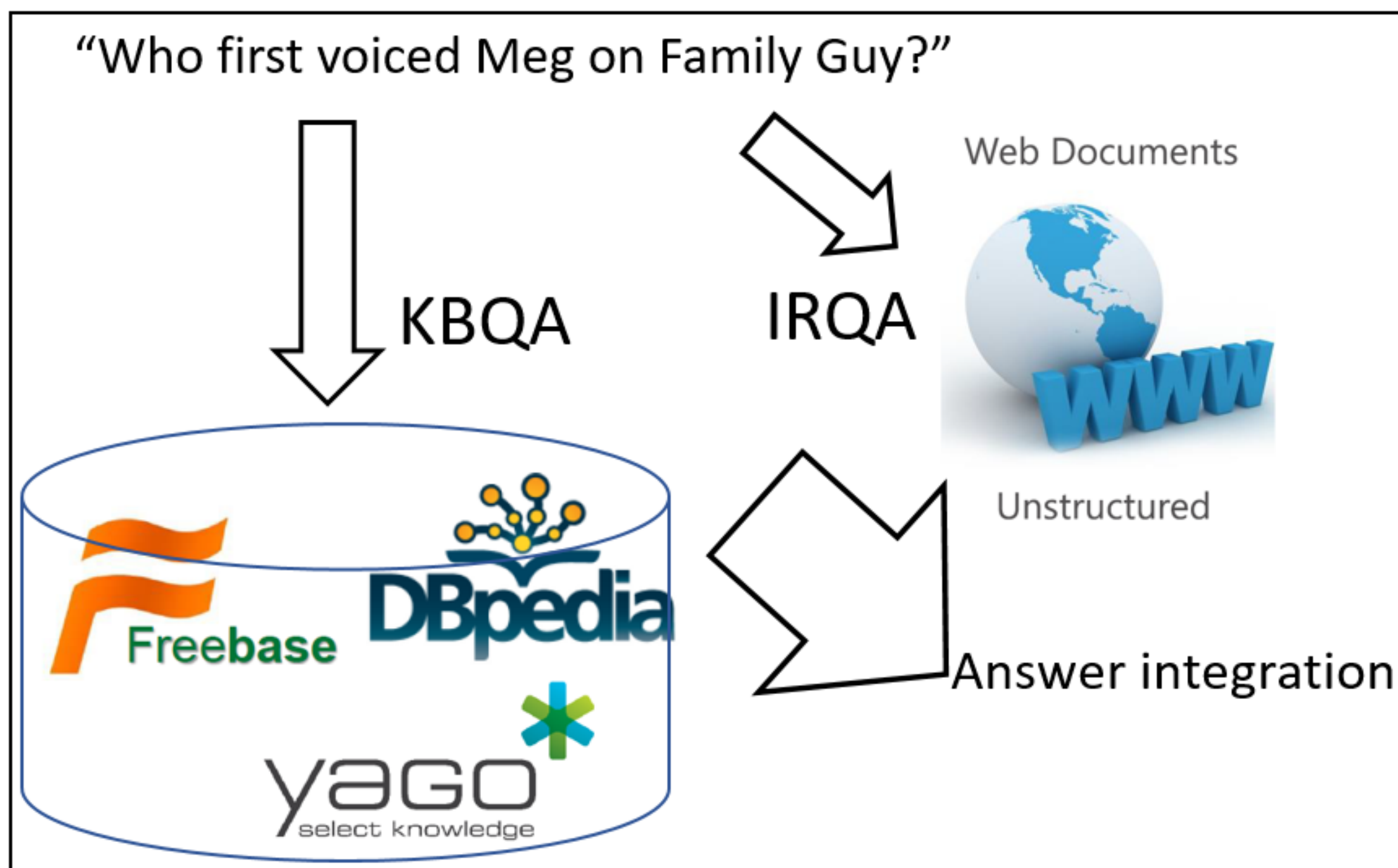
민진우<sup>1</sup>, 나승훈<sup>2</sup>, 최윤수<sup>3</sup>, 장두성<sup>4</sup>  
12 전북대학교, 34 KT

jinwoomin4488@gmail.com, nash@jbnu.ac.kr, {yunsu.choi, dschang}@kt.com

## I. 서론

**검색 기반 질의 응답 (Information Retrieval Question Answering)**  
정보 검색을 통해 해당 질의에 대해 정답을 포함하는 문서를 찾는 정보 검색 과정을 거친 후 검색된 문서 내에서 질의에 대한 정답을 추출하는 방식.

**지식 기반 질의 응답 (Knowledge base Question Answering)**  
질의에서 묻고자 하는 토픽 개체를 인식하고 토픽 개체와 질의 문장과의 관계 추출 과정을 거친 후 질문의 해당 정답을 지식 기반 (Knowledge Base) 상의 트리플 내에서 찾는 방식.



## II. 제안 방법

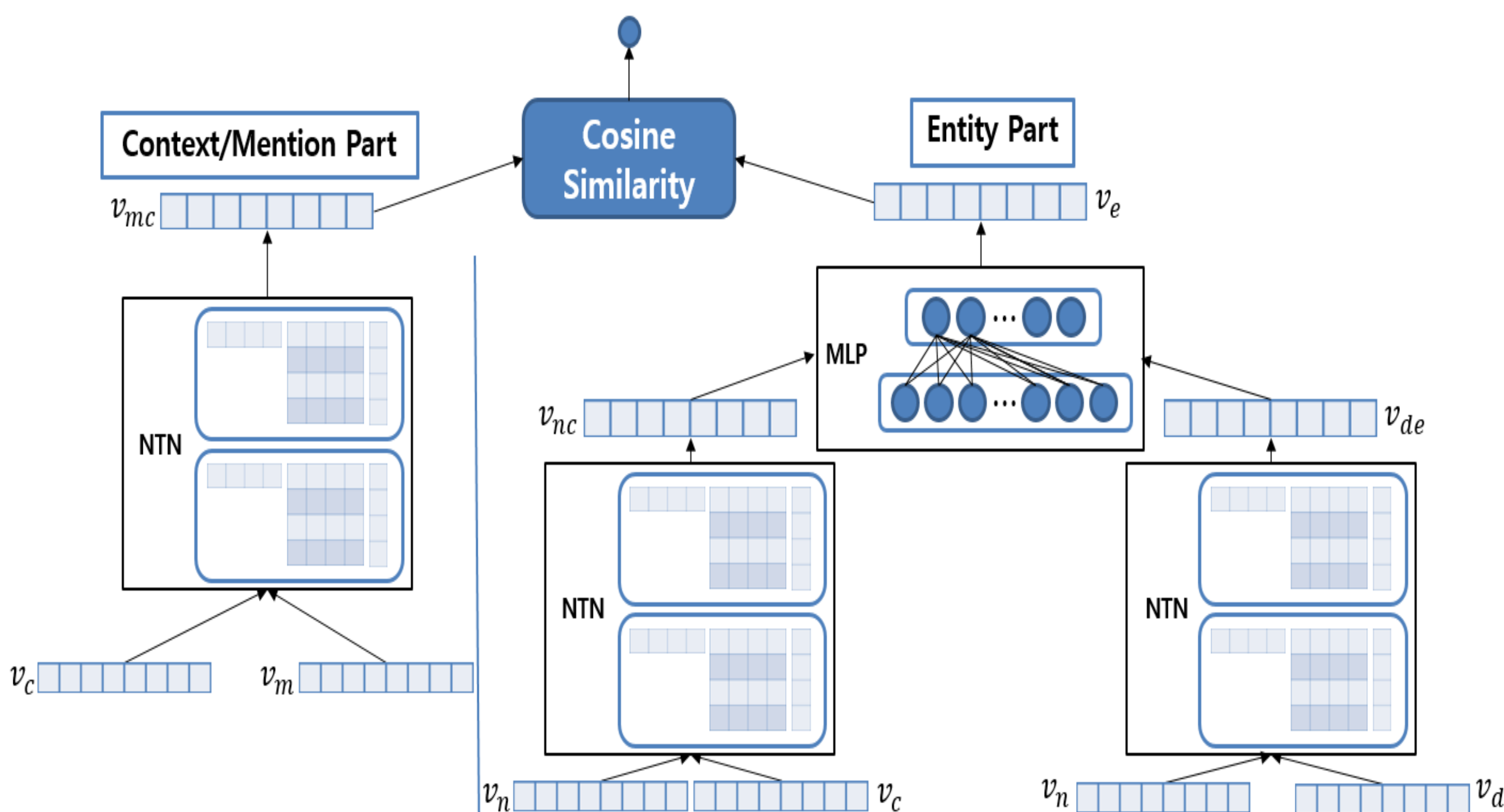
### Proposed System

본 연구에서는 문장 내에서 토픽 개체를 인식하고 지식 베이스로 연결하는 개체명 연결과 관계 추출을 수행한 후 이를 이용하여 트리플로부터 정답을 추출하는 KBQA 모델을 이용하고 이를 IRQA 시스템과 하이브리드 방식으로 결합.

#### <KBQA 시스템>

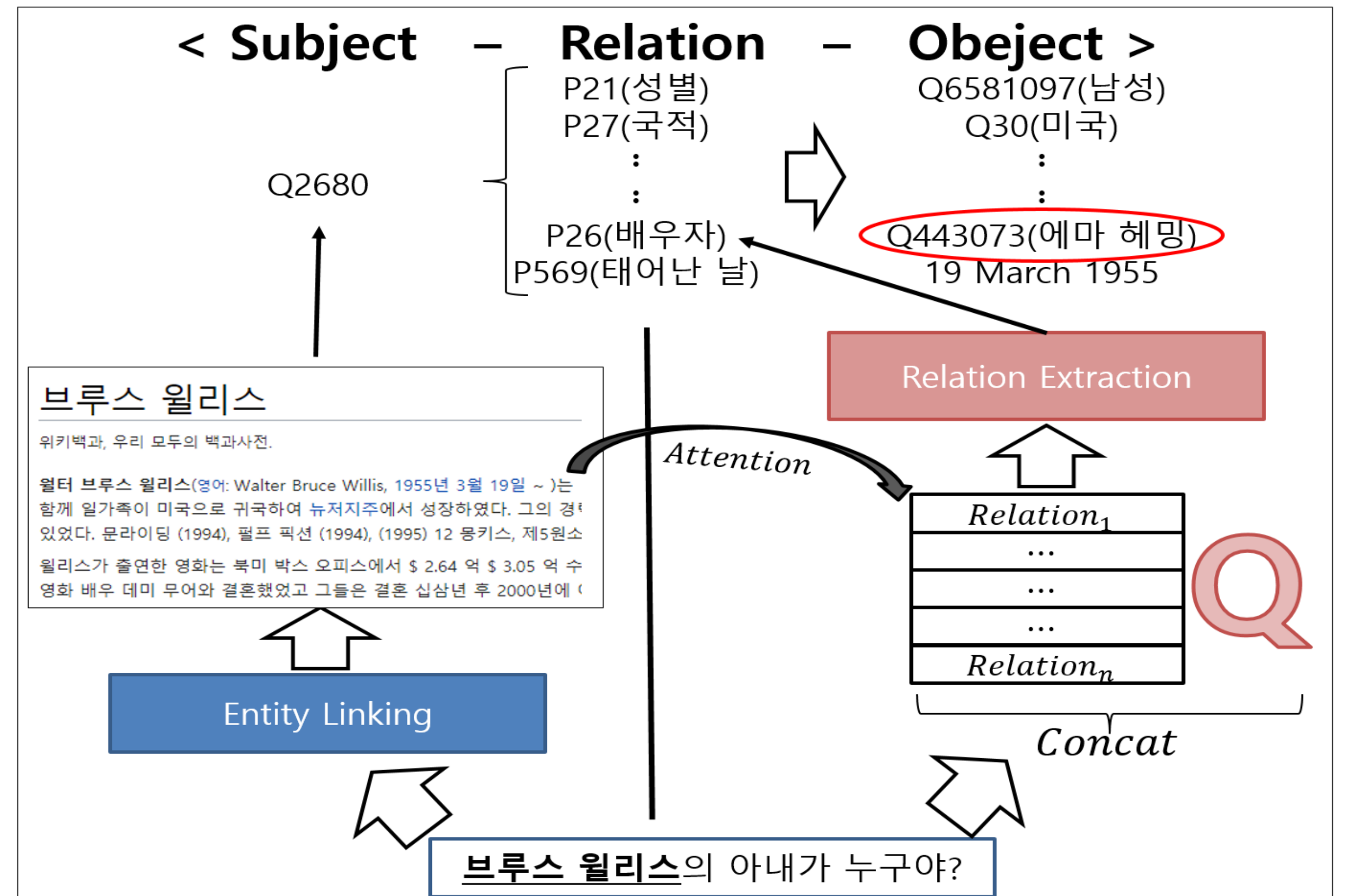
##### i. 토픽 개체 인식 및 연결 (Topic Entity Recognition & Linking)

Bi-LSTM-CRF 기반으로 질문 내에서 개체 멘션(Mention)을 인식하고 인식된 개체 멘션에 대한 후보 개체 중에서 NTN(Neural Tensor Network)을 이용하여 지식 베이스 상의 단일 개체로 연결하는 파이프라인 방식을 사용.



• **멘션 표상** 멘션 표상  $v_m$ 을 얻을 때 입력열에 대해 LSTM으로 인코딩 한 후 인코딩된 문장에서 모든 가능한 Span 기반으로 모든 가능한 멘션 표상을 구한 후 정답 개체 멘션에 해당하는 Span을 추출하여 멘션표상으로 취함.

• **중의성 해결** 각각 Context/Mention 파트와 후보 개체에 대하여 NTN을 통해 얻어진 최종 Context/Mention 벡터  $v_{mc}$ 와 후보 개체 벡터  $v_e$ 간의 유사도를 비교하여 가장 스코어가 높은 후보 개체를 선택하는 방식으로 중의성 해결.



##### ii. 관계 추출 (Relation Extraction)

토픽 개체와 후보 정답 사이의 관계를 문장 내에서 추출하는 Nil 관계를 포함한 전체 관계 임베딩과 질문과의 결합 후 토픽 개체에 대해 BiDAF 어텐션을 수행한 후 해당 관계를 분류.

##### iii. 정답 추출

토픽 개체 연결과 관계 추출이 완료되면 트리플 내에서 정답을 추출. 트리플은 <Subject-Relation-Object>로 구성되며 토픽 개체와 Subject, 추출된 관계가 Relation이 되고 이를 통해 트리플 내에서 Object(후보 정답)를 추출.

- **다중 후보 정답에서의 선택** 후보 정답은 형제를 묻는 등의 질문은 여러 개의 정답이 될 수 있으나 본 연구에서의 데이터는 단일 개체를 물어보는 질문으로 관계상의 가장 최상단의 후보 정답을 단순 선택.
- **Nil로 인식되는 경우** 관계 추출에서 관계 자체가 Nil로 인식되는 경우와 토픽 개체가 추출된 관계를 가지지 않는 두 가지 경우 Nil로 인식함.

#### <IRQA/KBQA 하이브리드 결합>

KCC '2019에 발표된 "NIL을 고려한 한국어 오픈 도메인 질의 응답"의 Nil-IRQA 모델에서 Nil로 인식한(정답을 찾을 수 없는) 질문 중에서 KBQA 시스템 내에서 질문에 대한 정답을 찾는 방식으로 결합

## III. 실험 결과

• **실험 집합** 오픈 도메인 검색 기반 질의 응답을 위한 실험 집합으로 KT에서 제공한 질문 셋은 18090개이며 이를 KBQA를 위해 토픽 개체, 정답 관계, 정답 개체를 수동 태깅하였으며 관계와 정답 개체가 존재하지 않는 경우 각각 NIL로 태깅.

• **KBQA 성능** 관계 추출과 최종 정답 추출에 대하여 정확히 일치하는 지에 대한 지표로 정확도(ACC)를 사용하며 정답 추출 성능은 KBQA에서 정답을 찾을 수 있는 질문만을 평가. w/o nil은 nil이 아닌 관계와 정답에 대해서만 질문을 한정.

모델	ACC	ACC(w/o nil)
관계 추출	90.89%	85.08%
정답 추출	82.72%	54.24%

• **IRQA+KBQA 결합 성능** 제안한 하이브리드 IRQA/KBQA 결합 모델과 기존의 IRQA모델과의 성능 비교. upperbound는 IRQA에서 Nil로 인식한 질문을 KBQA 시스템에서 모두 찾았다고 가정했을 때의 오라클 성능.

모델	EM	F1
IRQA	44.39%	51.51%
Nil-IRQA	43.67%	48.42%
IRQA+KBQA(upper bound)	52.78%	55.64%
IRQA+KBQA	<b>48.06%</b>	<b>52.81%</b>