프롬프트 학습 기반 한국어 개체 중의성 해결

민진우, 나승훈

인지컴퓨팅 연구실
전북대학교

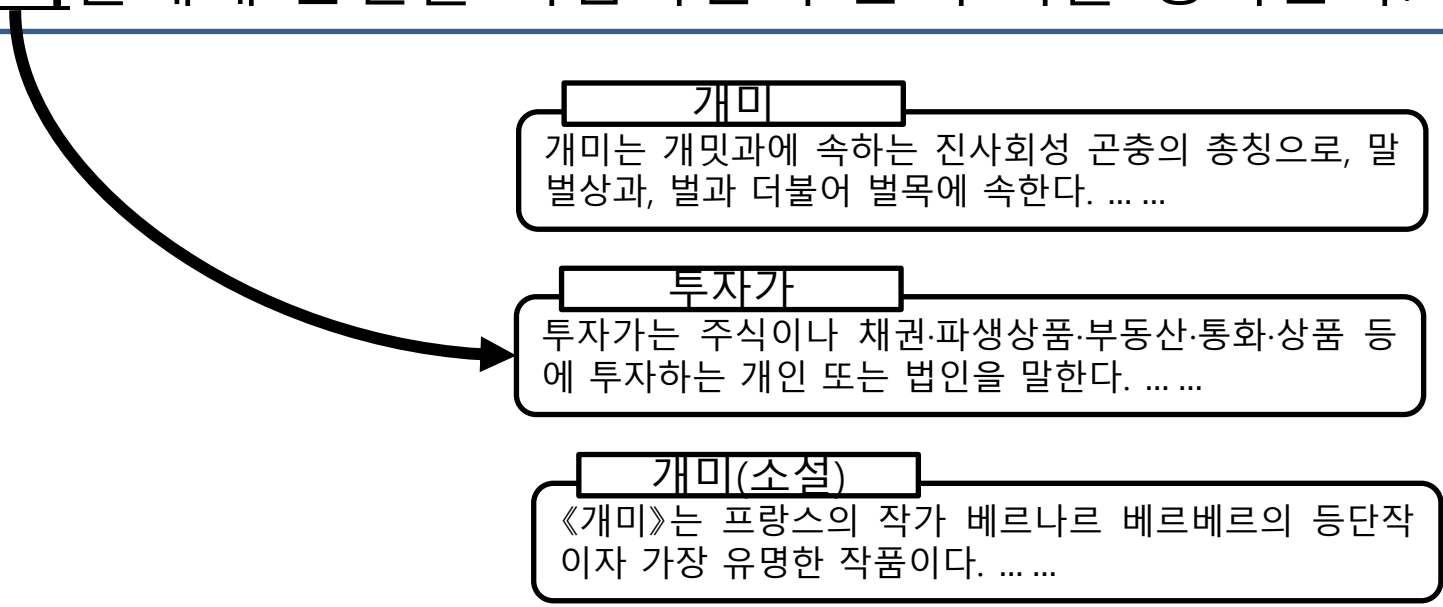
목차

- 개체 연결
- 관련 연구
- 프롬프트 학습 기반 한국어 개체 중의성 해결
- 실험결과

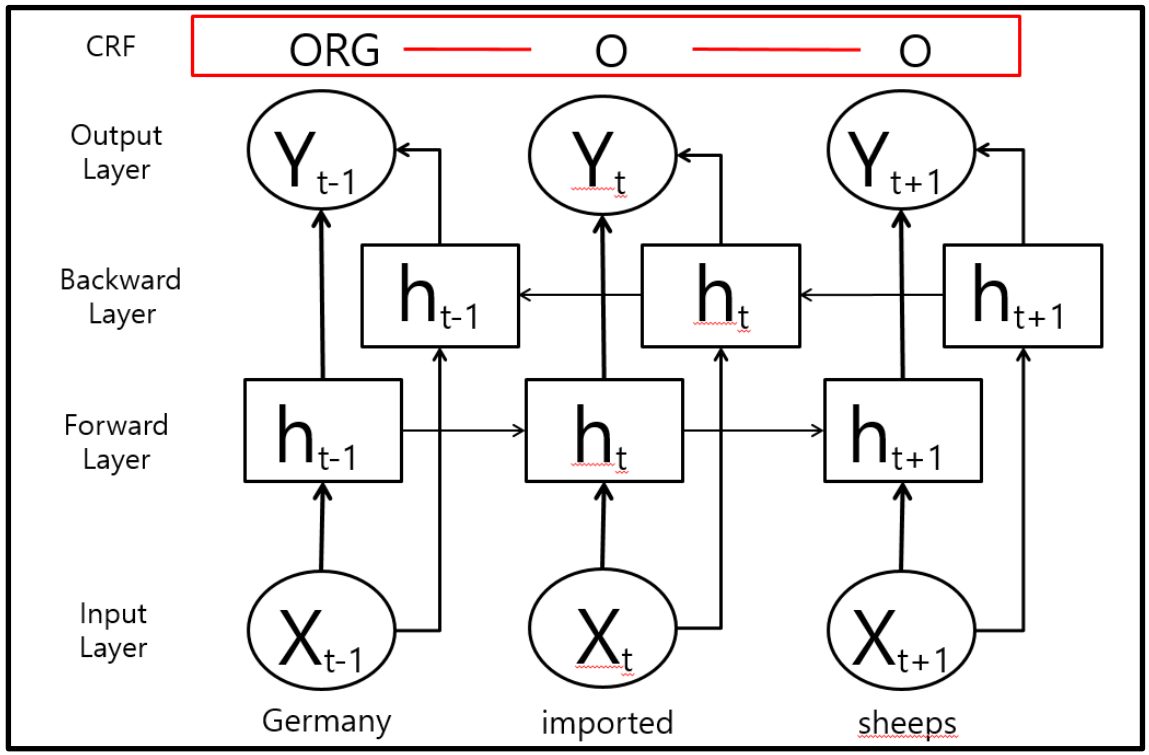
개체 연결

- 정의(두 가지의 과정으로 구분)
  - 멘션 탐지 : 문서에서 등장하는 지명, 인명, 기관명 등을 나타내는 개체 표현인 개체 멘션을 찾는 과정
  - 중의성 해결 : 개체 멘션이 가질 수 있는 후보 엔티티 중 단 하나의 엔티티로 연결하는 과정

이들은 **개미**들에게 손실을 떠넘기면서 큰 수익을 챙겨간다.

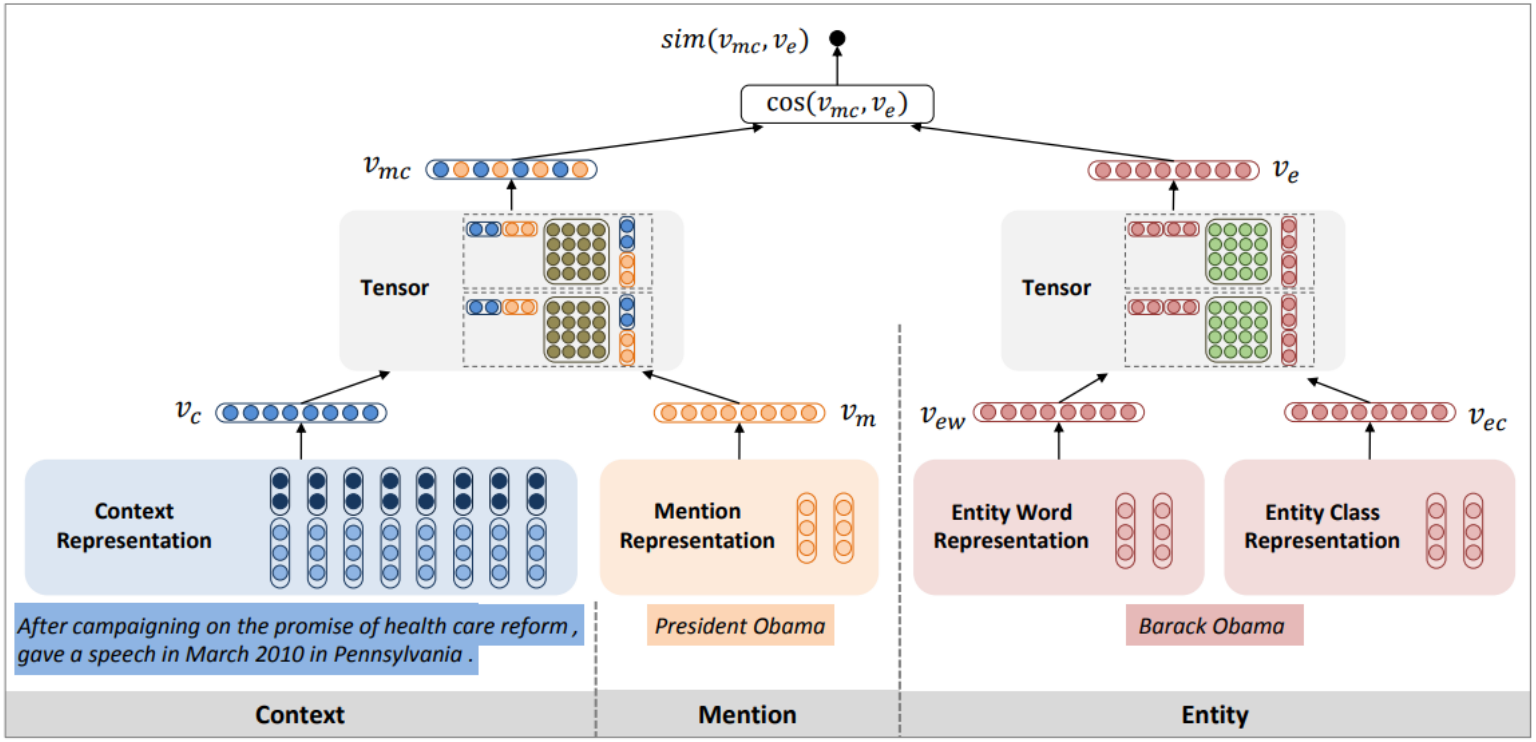


Bidirectional LSTM-CRF Models for Sequence Tagging(Zhiheng Huang et al, '16)



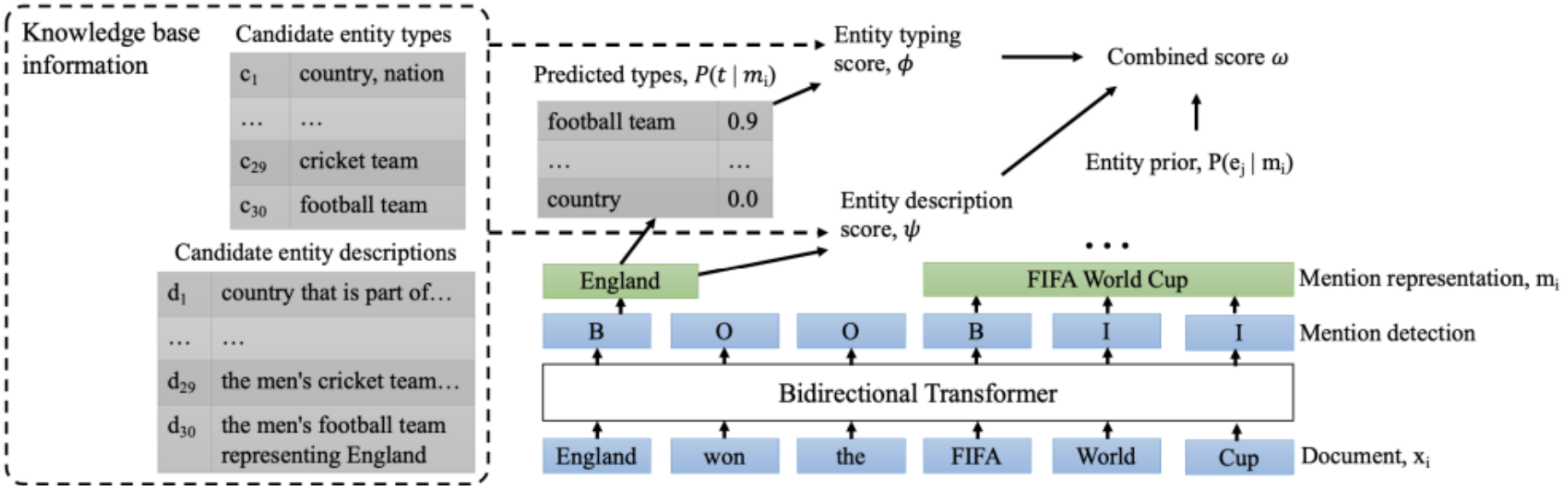
- Bi-LSTM-CRF 기반의 개체명 인식
  - 주어진 sequence에 대해서 label을 부여하는 sequence labeling(순차 태깅) 방식
  - 개체명 인식은 멘션 추출 과정의 또 다른 이름

Modeling Mention, Context and Entity with Neural Networks for Entity Disambiguation (Sun, IJCAI '15)



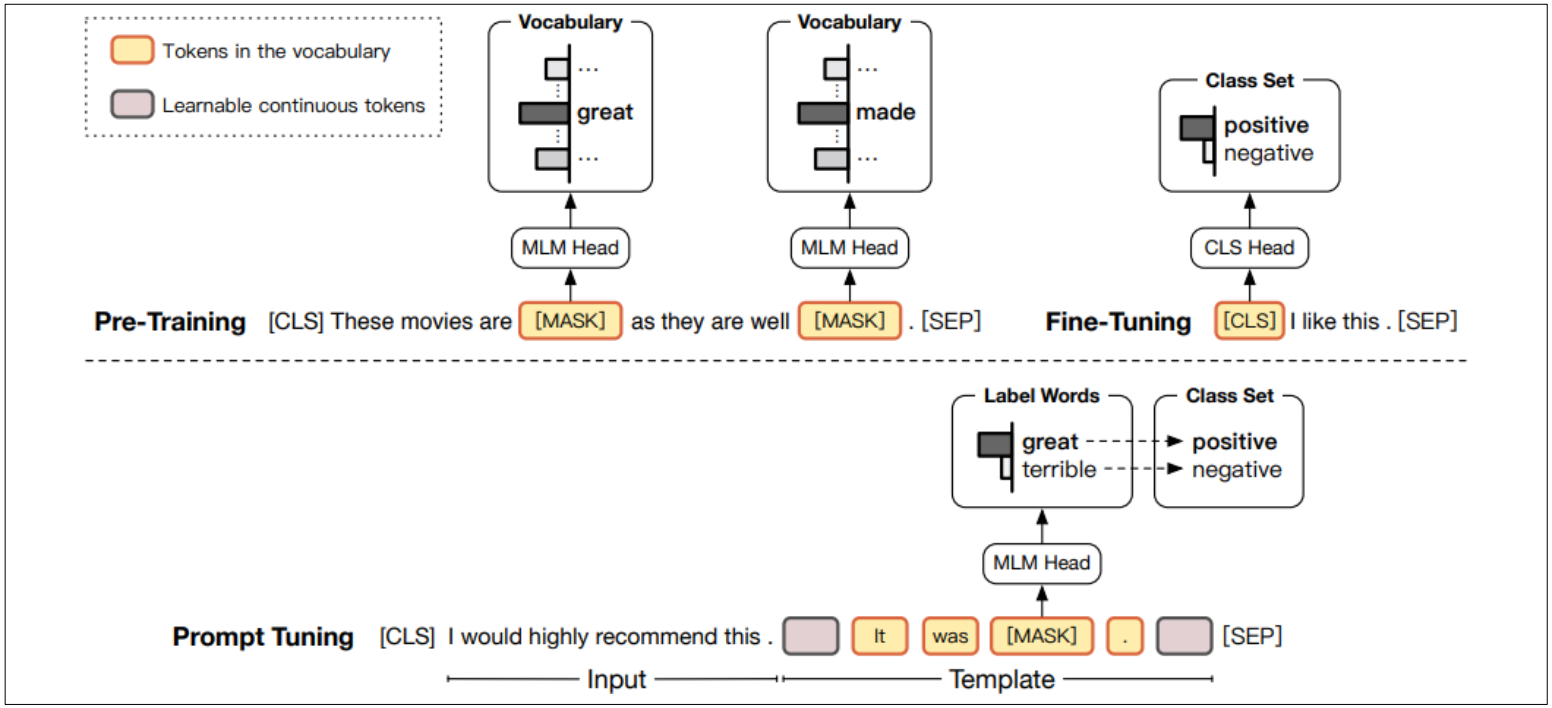
- 중의성 해결 모델
  - 신경망을 통해 mention, context, 후보 엔티티에 대한 vector를 구성하고 결합된 mention-context vector와 후보 entity vector 사이의 유사도를 구하고 유사도가 가장 높은 entity를 선택

ReFinED: An Efficient Zero-shot-capable Approach to End-to-End Entity Linking(Tom Ayoola et al, '21)



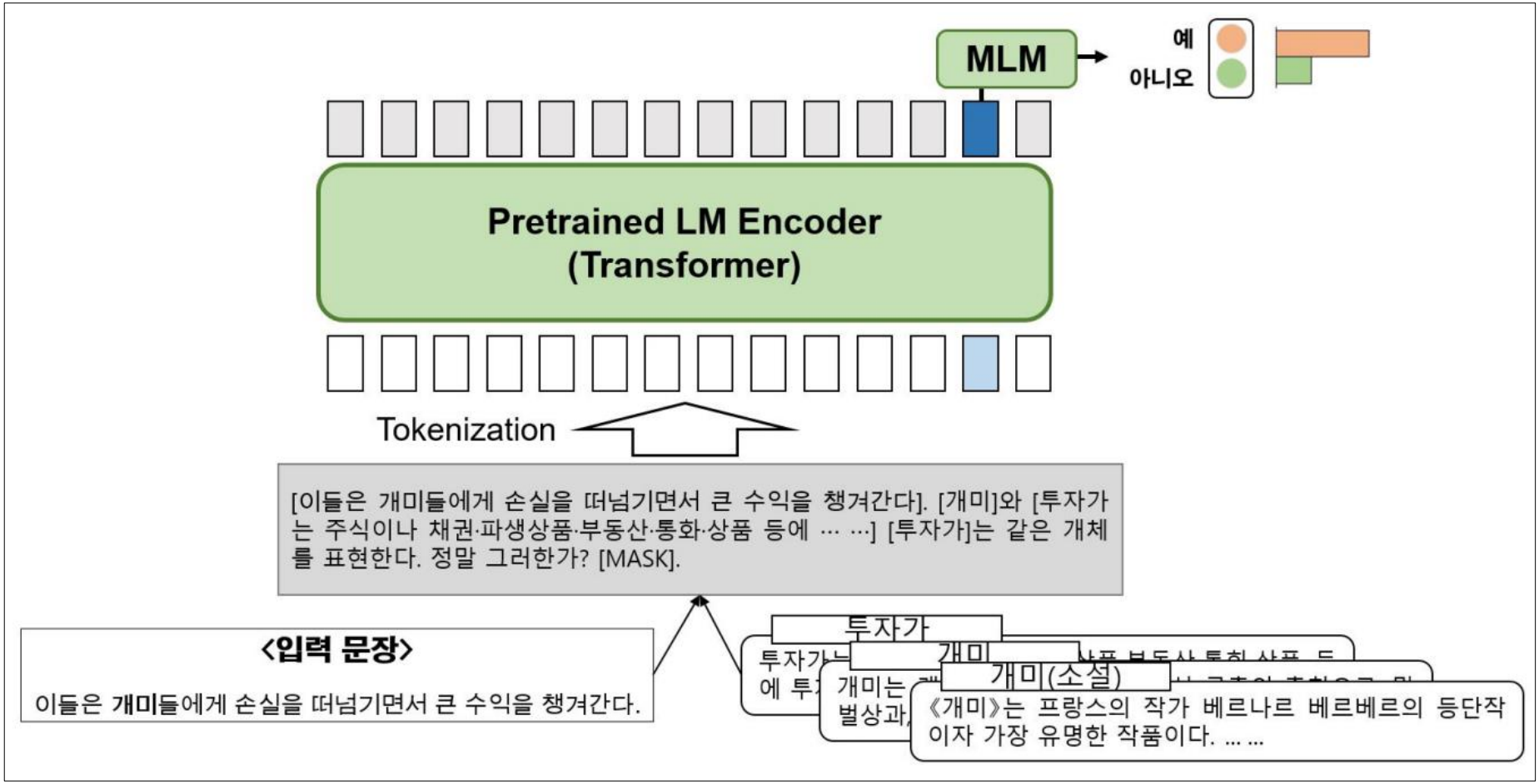
- 멘션 추출 및 중의성 해결 통합 모델
  - 문서 내의 모든 멘션에 대한 멘션 탐지(추출)과 엔티티 타이핑과 중의성 해결을 동시에 해결하는 end-to-end 방식의 개체 연결 모델
  - 엔티티 타입 정보와 description 정보를 이용하여 중의성 해결

PTR: Prompt Tuning with Rules for Text Classification(Xu Han et al '22)



- PLM에 친화적인 튜닝 방식
  - a)는 PLM(Pre-trained Language Model) 의 [CLS] 에 추가적인 선형 층을 쌓아 학습하는 방식
  - b) 주어진 문장에 템플릿 함수를 통하여 프롬프트(최소 하나의 [MASK] 를 포함하는)를 PLM 에 넣고 MLM Head 로 학습하는 방식

프롬프트 학습 기반 한국어 개체 중의성 해결



- 템플릿 구성
  - 템플릿 정의

> [Context]. [Mention] 과 [Entity Description] [Entity Title]은 같은 개체를 표현한다. 정말 그러한가? [MASK].

- [Context], [Mention]는 입력 문장과 문장에서 나타난 멘션, [Entity Description]과 [Entity Title]은 각각 후보 엔티티에 대한 지식 베이스 상의 개체 설명문과 타이틀을 나타냄.
- [MASK] 위치의 토큰은 출력 레이블에 매핑되는 토큰으로 이는 개체 멘션에 대한 후보 엔티티의 연관도를 표현

  - Verbalizer는 프롬프트 기반 분류 학습에서 중요한 요소로 클래스의 레이블을 전체 레이블 단어장에 투영
    - 본 논문에서는 긍정/부정의 2개의 클래스이며 각각의 클래스에 대해 "예", "아니오"의 단일 단어만을 단어장으로 취함
    - 즉, [MASK] 위치의 단어는 최종 레이블에 연결되며 여기서 해당 후보 엔티티가 정답이면 Positive 레이블 단어로 "예"를 설정하고 부정적인 레이블 단어로 "아니오"를 설정

- 학습 및 디코딩
  - 학습
    - 출력층에서 [MASK]에 해당하는 토큰 위치의 벡터에 대해 Masked Language Model(MLM) 방식으로 각 레이블에 대한 확률을 얻어냄

$$p([\text{MASK}] = w \in V | T(x)) = \frac{exp(v_w \cdot h_{[\text{MASK}]})}{\sum_{v_i \in V} exp(v_i \cdot h_{[\text{MASK}]})}$$

    - $h_{[MASK]}$는 언어 모델의 출력에서 [MASK]토큰 위치에 해당하는 은닉 표상이고 v_i 는 단어장의 i번째 레이블에 대한 임베딩
    - 둘의 내적을 통해 softmax 함수를 통해 각 레이블의 확률을 얻음. 교차 엔트로피 손실 함수를 통해 정답 레이블의 확률이 최대가 되도록 학습
  - 디코딩
    - 주어진 멘션에 대한 모든 후보 엔티티에 대해 긍정 레이블에 대한 점수를 모은 후 긍정 레이블의 점수가 최대가 되는 후보 엔티티를 선택하여 중의성 해결.
    - 본 연구에서는 멘션에 후보 엔 티티는 구축된 멘션-후보 엔티티 사전을 통해 얻어진 멘션의 후보 엔티티들을 빈도수 상위 30개로 제한하여 사용

실험 세팅

- 데이터 셋
  - 모두의 말뭉치 개체 연결 데이터 셋
    - 전체 문서 집합 중 1678개의 문서를 추출 후 학습셋 1378 문서, 개발셋 100 문서, 평가셋 200문서로 구성.
  - 사전 구축
    - 멘션-후보 엔티티 사전 구축을 위해 말뭉치 전체 문서 내 각 멘션에 대해 링크되어 있는 엔티티 문서의 빈도수를 카운트한 후 전체 후보 엔티티를 빈도수의 내림차순으로 정렬하여 구축
  - 3가지 세팅의 실험을 구성

    1) Bi-Encoder 구조 + fine-tuning

    2) Cross-Encoder 구조 + fine-tuning

    3) Cross-Encoder 구조 + 프롬프트 tuning

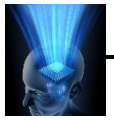
    - Bi-Encoder 구조 : 멘션-컨텍스트 인코더와 별도로 개체 정보를 인코딩하기 위한 별도의 인코더를 두어 인코딩. 내적하여 주어진 멘션에 대한 해당 후보 엔티티의 점수를 얻어냄
    - Cross-Encoder + fine-tuning : 멘션-컨텍스트와 후보 엔티티 description을 [SEP] 특수토큰을 두고 연결하여 인코딩

실험 결과

- 실험 결과

	ACC
Bi-Encoder + fine-tuning	87.60%
Cross-Encoder + fine-tuning	92.90%
Cross-Encoder + 프롬프트 tuning	**93.70%**

- 결과 분석
  - 멘션-컨텍스트와 후보 엔티티 정보를 함께 인코딩하는 Cross-Encoder 기반 방법이 별도로 인코딩하는 Bi-Encoder 기반 방법 대비 5.3% 높은 성능을 보임
  - 프롬프트 튜닝 방식이 fine-tuning 방식 대비 0.8%의 추가적인 성능 향상을 보임 프롬프트 방식이 태스크에 대한 이해도를 높여 좋은 성능을 보임을 확인
- 향후 연구
  - 개체 타입, prior 정보 및 지식 그래프 정보 등을 활용하여 성능을 높이는 실험을 진행할 예정
  - 프롬프트 방식을 End-to-End 개체 연결로의 확장 진행



Q&A

감사합니다.