

생성형 언어모델을 이용한 관계추출

허정^o, 신종훈, 임수종, 권오욱
한국전자통신연구원, 언어지능연구실
jeonghur, jhshin82, isj, ohwoog@etri.re.kr

Relation Extraction using Generative Language Models

Jeong Heo^o, Jong-Hun Shin, Soo-Jong Lim, Oh-Woog Kwon
ETRI, Language Intelligence Research Section

요약

관계추출은 문장 내 두 개체 간의 의미적 관계를 추론하는 자연어분석 태스크이다. 딥러닝의 발전과 더불어 관계추출은 BERT 계열의 이해형 언어모델을 이용하였다. 그러나, ChatGPT의 혁신적인 등장과 함께, GPT계열의 생성형 언어모델에 대한 연구가 활발해졌다. 본 논문에서는 소규모의 생성형 언어모델 (Kebyt5)을 이용하여 관계추출 성능개선을 위한 프롬프트 구성 및 생각의 사슬(CoT) 학습 방법을 제안한다. 실험결과 Kebyt5-large 모델에서 CoT 학습을 수행하였을 경우, Klue-RoBERTa-base 모델보다 3.05%의 성능개선이 있었다.

주제어: 생성형 언어모델, 관계추출, 생각의 사슬(CoT), 프롬프트

1. 서론

ChatGPT의 혁신적인 등장과 함께 LLMs(large language models)에 대한 관심이 집중되고 있다[1]. GPT 이후, 대부분의 LLMs은 트랜스포머(transformer)의 디코더(decoder) 부분을 이용한 자기회귀 언어모델(autoregressive language model)이다[2]. 지금까지의 입력 토큰열(token sequence)을 기반으로 다음 토큰(next token)을 예측하는 모델이다. 이와 같은 모델의 특성으로 인해 LLMs를 이용하기 위해서는 태스크(task)에 대한 설명(instruction)과 질문(question)을 프롬프트(prompt)로 입력해야 한다. LLMs에 대한 최근 연구에서는 질문에 대한 답변을 바로 제시하기보다는 답변에 도달하기 위해 추론하는 과정을 학습시키는 것이 성능개선에 도움이 된다는 생각의 사슬(CoT: chain-of-thought) 프롬프트 연구도 활발히 진행되고 있다[3].

관계추출(relation extraction)은 문장 내의 두 개체(subject entity와 object entity)의 관계를 추론하는 자연어 추론 태스크이다. 예를 들어, “이순신은 1545년에 태어났다.”에서 “이순신”과 “1545년”의 관계는 per:date_of_birth(출생일)이다. “태어났다”라는 단서 단어와 문장의 문맥을 정확히 이해해야 두 개체의 관계를 추론할 수 있다. 이처럼 문장의 의미를 정확하게 이해하고 추론해야 하기 때문에 언어모델의 성능을 평가하는 중요한 다운스트림 태스크 중의 하나이다. KLUE 벤치마크에서도 KLUE-RE로 관계추출에 대한 성능을 평가하고 있다[4]. 관계추출은 문장이해에 중점을 둔 태스크로써, BERT, RoBERTa와 같은 이해형 언어모델에 기반한 모델을 많이 이용하였다.

본 논문에서는 작은 규모의 파라미터를 가진 생성형 언어모델에서 관계추출 성능개선을 위한 프롬프트 구성 방법과 CoT를 이용하여 성능을 개선하는 방법에 대해서

소개한다.

2. 관련 연구

KLUE(Korean Language Understanding Evaluation) 벤치마크에서는 8개의 다운스트림 태스크에 대한 데이터셋¹⁾을 제공하고 있다. 그리고 이해형 언어모델인 BERT와 RoBERTa 모델을 이용한 성능평가 결과를 리더보드에 제시하고 있다. 또한, 평가를 위한 도구인 KLUE-baseline²⁾을 공개하고 있다[4]. KLUE-baseline에서의 관계추출 태스크인, KLUE-RE는 문장 내에서 개체 쌍의 경계에 특수토큰(special tokens)을 삽입한 문장(예: _{이순신}은 <obj>1545년</obj>에 태어났다.)을 입력으로 사용하고, CLS token을 이용하여 기정의된 30개의 관계 중, 가장 확률이 높은 관계를 예측(predict)하는 방식이다. 이해형 언어모델을 이용하는 경우, 입력되는 정보만을 제어할 수 있고, 추론 결과에 대한 근거 및 과정을 생성하지 못하고 정답 관계만을 추론할 수 있으므로, 결과에 신뢰성 확보가 어렵다. 반면, 생성형 언어모델은 입력뿐만 아니라 출력에 대한 제어도 상대적으로 유연하기 때문에 결과에 대한 근거 및 추론 과정을 생성하도록 할 수 있다.

ChatGPT와 같은 초거대 생성형 언어모델을 이용한 태스크에서는 질문에 대한 정답만을 생성하는 것보다는 정답을 추론하는 과정을 제시하도록 요구하는 프롬프트를 작성하고, 추론 과정 생성에 대한 학습을 진행하였을 때 성능이 개선된다는 연구가 있다[3]. 즉, 정답을 추론하기 위해 CoT를 학습하였을 경우, 정답만을 제시하는 것보다 우수한 성능을 보인다. 비슷한 맥락으로 단지 프롬

1) <https://github.com/KLUE-benchmark/KLUE>

2) <https://github.com/KLUE-benchmark/KLUE-baseline>

표 2. 프롬프트 정의 및 예시

예제 문장 및 정보				
이순신은 1545년에 태어났다. sub: 이순신, sub_type: PER, obj:1545년, obj_type: DAT, answer relation: per:date_of_birth				
KLUE-baseline의 입력		[CLS]_{이순신}은 <obj>1545년</obj>에 태어났다.		
#	프롬프트	예제	문장	CoT
1	KLUE RE task - sent:[문장]	KLUE RE task - sent:[_{이순신}은 <obj>1545년</obj>에 태어났다.]	특수토큰 삽입	미적용
2				
3	[문장] 앞 문장에서 [sub]와 [obj]의 관계가 어떻게 되는가?	_{이순신}은 <obj>1545년</obj>에 태어났다. 앞 문장에서 “이순신”과 “1545년”의 관계가 어떻게 되는가? “이순신”과 “1954년”의 유형(type)과 관계(relation)를 단계적으로 추론하고 정답을 설명해주세요	특수토큰 삽입	적용
4	[su]과 [obj]의 유형(type)과 관계(relation)를 단계적으로 추론하고 정답을 설명해주세요.			
		이순신은 1545년에 태어났다. 앞 문장에서 “이순신”과 “1545년”의 관계가 어떻게 되는가? “이순신”과 “1954년”의 유형(type)과 관계(relation)를 단계적으로 추론하고 정답을 설명해주세요	원문	

프트에 “Let’s think step by step”을 추가하여, 추론의 과정에 집중하도록 지시하였을 때, 성능개선이 있다는 연구 결과도 있다[5].

본 논문에서는 이해형 언어모델에 기반한 기존 KLUE-RE 태스크를 입출력에 대한 제약이 상대적으로 유연한 생성형 언어모델에 적용하였다. 그리고, 생성형 언어모델의 특성을 반영한 프롬프트 구성과 CoT를 학습함으로써, 성능이 개선됨을 확인하였다.

3. KLUE-RE 데이터

관계추출은 KLUE-RE의 데이터를 이용한다. KLUE-RE에서의 관계추출은 문장 내의 개체쌍간의 의미적인 관계를 분류하는 태스크이다. 관계는 <표 1>과 같이 사전에 정의한 30개의 클래스로 구성된다[4].

표 1. KLUE-RE 관계 클래스 정의[4]

Relation Class	Description
no_relation	No relation in between (e _{subj} , e _{obj})
org:dissolved	The date when the specified organization was dissolved
org:founded	The date when the specified organization was founded
org:place_of_headquarters	The place which the headquarters of the specified organization are located in
org:alternate_names	Alternative names called instead of the official name to refer to the specified organization
org:member_of	Organizations to which the specified organization belongs
org:members	Organizations which belong to the specified organization
org:political/religious_affiliation	Political/religious groups which the specified organization is affiliated in
org:product	Products or merchandise produced by the specified organization
org:founded_by	The person or organization that founded the specified organization
org:top_members/employees	The representative(s) or members of the specified organization
org:number_of_employees/members	The total number of members that are affiliated in the specified organization
per:date_of_birth	The date when the specified person was born
per:date_of_death	The date when the specified person died
per:place_of_birth	The place where the specified person was born
per:place_of_death	The place where the specified person died
per:place_of_residence	The place where the specified person lives
per:origin	The origins or the nationality of the specified person
per:employee_of	The organization where the specified person works
per:schools_attended	A school where the specified person attended
per:alternate_names	Alternative names called instead of the official name to refer to the specified person
per:parents	The parents of the specified person
per:children	The children of the specified person
per:siblings	The brothers and sisters of the specified person
per:spouse	The spouse(s) of the specified person
per:other_family	Family members of the specified person other than parents, children, siblings, and spouse(s)
per:colleagues	People who work together with the specified person
per:product	Products or artworks produced by the specified person
per:religion	The religion in which the specified person believes
per:title	Official or unofficial names that represent the occupational position of the specified person

관계 클래스는 no_relation과 18개의 person 관계 클래스, 11개의 organization 관계 클래스로 구성된다. KLUE-RE 데이터는 32,536개의 학습데이터, 7,802개의 개발데이터와 7,802개의 테스트데이터로 구성되어 있으나,

공개된 학습/개발 데이터만을 이용하였다. 그리고, 개체에 대한 유형(type) 정보가 제공된다. 개체유형은 PER, ORG, LOC, DAT, POH와 NOH로 구분되어 있다. KLUE-RE의 데이터는 no_relation 관계가 학습데이터에서는 29.36%, 개발데이터에서는 59.64%로 구성되어 있어서 편향된 데이터이다. 그래서, 실험에서는 no_relation을 제외한 클래스의 micro-f1 성능을 중심으로 제시할 것이다.

4. 프롬프트와 생각의 사슬(CoT)

KLUE-baseline에서 이해형 언어모델인 BERT와 RoBERTa를 이용한 KLUE-RE 다운스트림 태스크에서는 개체쌍의 경계에 특수토큰을 삽입하는 방식으로 입력을 구성하였다. 생성형 언어모델을 이용하는 본 논문에서는 태스크에 대한 간단한 설명과 다양한 형태의 프롬프트를 구성하여 실험한다. 프롬프트는 <표 2>와 같이 자기회귀 모델의 특성을 고려하여 구성하였다. 프롬프트 1,2번은 태스크에 대한 설명으로 “KLUE RE task”를 prefix로 제공하고, 문장은 특수토큰을 이용하여 문장 내 개체의 경계를 표시하여 입력하였다. 프롬프트 1과 2의 차이는 CoT 학습의 수행여부이다. 프롬프트 3과 4의 차이는 문장을 제시할 때, 특수토큰으로 개체의 경계를 표시한 문장과 원 문장의 차이이다. 프롬프트 3과 4는 모두 CoT 학습을 수행한다. <표 2>의 예제에 대한 CoT는 다음과 같이 자동으로 생성된다.

생각의 사슬(CoT): 주어 “이순신”의 유형이 PER이고, 목적어 “1545년”의 유형이 DAT이다. 그리고, 대분류는 per이다. 정답 - per:date_of_birth

모델은 입력된 프롬프트에 기반하여 CoT를 생성하도록 미세조정(finetuning)이 수행된다.

5. 언어모델

본 논문에서는 실험을 위해 2개의 소규모 생성형 언어

모델을 이용하였다. 또한 비교분석을 위해 Klue-RoBERTa-base 모델에서도 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 언어모델은 생성형 모델인 Kebyt5-base, Kebyt5-large이다³⁾. Kebyt5⁴⁾는 byte-level 토큰을 사용하도록 ETRI에서 개발한 한국어 중심 토큰-프리 생성형 언어모델이다[6]. 파라미터 규모 <표 3>과 같다.

표 3. Kebyt5 모델 규모 및 구성

모델	#params	L _{enc}	L _{dec}	D _{ff}	D _{model}
base	580M	18	6	3968	1536
large	1.23B	36	12	3840	1536

6. 실험 및 분석

평가는 no_relation을 제외한 29개의 관계 클래스에 대한 micro-f1으로 측정하였다. 또한 no_relation을 포함한 30개 관계 클래스의 micro-f1도 측정한다. 실험 결과는 <표 4>과 <표 5>와 같다.

표 4. no_relation을 제외한 클래스 대상 성능 평가

프롬프트	Klue-RoBERTa-base	Kebyt5 (base)	Kebyt5 (large)
1	65.90	61.97%	63.18%
2		62.83%	66.11%
3		61.81%	59.67%
4		65.48%	68.95%

단순히 태스크명(“KLUE RE task”)과 문장만을 제시한 프롬프트 1과 2의 경우, CoT를 수행하지 않은 프롬프트 1보다 CoT를 수행한 프롬프트 2의 결과가 우수하였다. 이는 생성형 언어모델에서 정답을 추론하는 과정을 학습하도록 하는 CoT 학습이 정답만을 제시하는 방법보다 성능이 우수함을 보이는 결과이다. 또한 추론의 과정을 정답과 함께 결과로 제시함으로써, 결과에 대한 신뢰도도 높일 수 있을 것이다. 프롬프트 3과 4는 프롬프트로 단순히 태스크명만을 제시하지 않고, 서술형 프롬프트(문장과 질문)를 제시하도록 구성하였다. 그리고, 프롬프트 3과 4는 문장에서 개체의 경계에 특수토큰(, <obj></obj>)을 넣은 경우와 그렇지 않은 경우로 구분한 것이다. 실험결과 서술형 프롬프트로 제시할 때, 문장 내 개체에 특수토큰을 넣은 경우, 프롬프트 1과 2의 결과보다 성능하락이 되었다. 이는 문장 내 개체 경계에 특수토큰을 넣은 형태가 언어모델의 사전학습에 사용한 다양한 코퍼스에 출현하지 않는 특수한 문장 형태이고, 서술형 프롬프트에 개체 정보(“[sub]와 [obj]

의 관계가 어떻게 되는가?”)가 제시되고 있으므로, 개체에 대한 중복 정보가 오히려 노이즈로 작용한 것으로 분석된다. 반면, 문장 내 개체에 특수토큰으로 경계정보를 제공하지 않고, 원문을 사용한 프롬프트 4에서 가장 성능이 우수하였다. Kebyt5-large에서 68.95%의 micro F1 스코어로, Klue-RoBERTa-base보다 3.05% 성능개선이 되었다.

표 5. 전체 클래스 대상 성능 평가

프롬프트	Kebyt5 (base)	Kebyt5 (large)
1	72.32%	67.25%
2	56.52%	68.05%
3	60.08%	72.65%
4	65.71%	68.35%

<표 5>는 no_relation 관계 클래스도 포함한 평가 결과이다. no_relation 관계 클래스를 제외한 성능평가에서 상대적으로 성능이 낮았던 프롬프트 1(Kebyt5-base)과 프롬프트 3(Kebyt5-large)에서 성능이 높다. 평가데이터에서 no_relation의 비율이 약 60%로 편향되어 있고, 모델이 no_relation으로 과도하게 예측(predict)한 결과로 분석된다.

7. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 생성형 언어모델을 이용하여 관계추출 태스크를 수행하기 위한 프롬프트 생성 및 CoT 학습에 대한 내용을 소개하였다. CoT를 통해 추론의 과정을 생성하도록 언어모델을 학습하였을 때, 관계추출에서 성능이 개선될 수 있음을 보였다. 또한, 정답을 추론하는 과정을 함께 생성함으로써, 결과의 신뢰도를 개선할 수도 있다.

향후 연구로는 소규모 언어모델이 아닌 거대언어모델을 이용하고, CoT와 함께 self-consistency 기술을 적용하여 관계추출을 개선할 것이다. 또한, 관계추출의 개체에 대한 외부지식(사전정보)를 활용하여 성능개선하는 방법도 연구할 것이다.

* 이 논문은 2023년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2023-00216011, 사람처럼 개념적으로 이해/추론이 가능한 복합인공지능 원천기술 연구)

참고문헌

- [1] OpenAI: GPT-4 technical report, 2023
- [2] Ashish Vaswani, et al., “Attention Is All You Need”, In: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing System, 6000-6010, 2017

3) T5 계열의 언어모델은 트랜스포머의 encoder와 decoder를 모두 사용하는 이해생성형 언어모델임. 그러나 본 논문에서는 생성형 언어모델로 통일하여 언급함.

4) <https://huggingface.co/etri-lirs/kebyt5-large-preview>

- [3] Jason Wei, et al. “Chain of thought prompting elicits reasoning in large language models” , 2022.
- [4] S. Park, et al. “Klue: Korean language understanding evaluation,” arXiv preprint arXiv:2105.09680, 2021
- [5] Takeshi Kojima, et al. “Large language models are zero-shot reasoners.” , In Thirty-sixth Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2022), 2022.
- [6] 신종훈 외, “한국어 중심의 토큰-프리 언어 이해-생성 모델 사전학습” , HCLT 2023 .