

## Ko-ATOMIC 2.0: 한국어 상식 지식 그래프 구축

이재욱<sup>1\*</sup>, 서재형<sup>1</sup>, 정다현<sup>1</sup>, 박찬준<sup>2</sup>, Imatitikua Aiyanyo<sup>3\*</sup>, 임희석<sup>1,3\*</sup>  
 고려대학교 컴퓨터학과<sup>1</sup>, Upstage<sup>2</sup>, Human-inspired AI 연구소<sup>3</sup>

## Ko-ATOMIC 2.0: Constructing Commonsense Knowledge Graph in Korean

Jaewook Lee<sup>1\*</sup>, Jaehyung Seo<sup>1</sup>, Dahyun Jung<sup>1</sup>, Chanjun Park<sup>2</sup>, Imatitikua Aiyanyo<sup>3\*</sup>, Heuseok Lim<sup>1,3\*</sup>  
 Department of Computer Science and Engineering, Korea University<sup>1</sup>, Upstage<sup>2</sup>, Human-inspired AI Research<sup>3</sup>

## 요약

일반 상식 기반의 지식 그래프는 대규모 코퍼스에 포함되어 있는 일반 상식을 수집하고 구조화하는 지식의 표현 방법이다. 일반 상식 기반의 지식 그래프는 코퍼스 내에 포함되어 있는 다양한 일반 상식의 형태와 관계를 모델링하며, 주로 질의응답 시스템, 상식 추론 등의 자연어처리 하위 작업에 활용할 수 있다. 가장 잘 알려진 일반 상식 기반의 지식 그래프로는 ConceptNet [1], ATOMIC [2]이 있다. 하지만 한국어 기반의 일반 상식 기반의 지식 그래프에 대한 연구가 존재했지만, 자연어처리 태스크에 활용하기에는 충분하지 않다. 본 연구에서는 대규모 언어 모델과 프롬프트의 활용을 통해 한국어 일반 상식 기반의 지식 그래프를 효과적으로 구축하는 방법론을 제시한다. 또한, 제안하는 방법론으로 구축한 지식 그래프와 기존의 한국어 상식 그래프의 품질을 양적, 질적으로 검증한다.

**주제어:** 일반 상식, 지식 그래프, 대규모 언어 모델

## 1. 서론

자연어 처리의 여러가지 과제들 중에서 상식 추론(Commonsense Reasoning)은 모델이 단순히 자연스럽고 유창할뿐만 아니라 상식적으로 그럴듯한 자연어 문장을 생성하기 위해 매우 중요한 연구 분야이다. 상식 추론 연구 중에서도 상식 기반의 지식 그래프는 인간 사회의 구성원들에게 합의된 지식인 상식(Commonsense)를 자연어 문장로부터 추출하여 구조화된 양식으로 표현하고, 더 나아가 이를 언어 모델의 상식 추론 능력 개선을 위해 활용할 수 있다는 점에서 중요한 가치를 지닌다.

모델의 상식 추론 능력 개선을 위해 다양한 데이터셋이 공개되었는데, 대표적으로 SWAG [3], GLUCOSE [4], CommonGen [5]이 있다. 한국어에 대해서는 체언과 용언을 조합하여 문장을 생성하는 KommonGen [6], 더 나아가 문장 생성의 다양성을 확장하고 한국어의 실질 형태소를 고려하여 KommonGen을 개선한 Korean CommonGen [7]이 있다.

일반 상식을 기반으로 하는 지식 그래프는 텍스트가 내포하고 있는 상식 정보를 주로 (*head, relation, tail*) 형태의 트리플(triple)로 표현한다. 상식 기반 지식 그래프의 대표적인 연구로는 상식 정보의 대칭 관계와 비대칭 관계를 관계 태그로 정의하여 (*head node, relation label, tail node*)의 트리플로 표현하는 ConceptNet [1], 상식 정보 내에 등장하는 엔티티를 event, mental-state, persona의 세 가지로 분류하고 이와 관련된 상식의 연관 관계를 If-Then 관계의 태그로 표현하는 ATOMIC [2]이 있다.

최근 딥러닝 기반의 상식 기반 지식 그래프에 대한 연구는

언어 모델(Language Model)이 대규모의 문서를 학습하는 과정에서 모델의 파라미터에 내재하는 지식을 바탕으로 텍스트에서 상식 정보를 추출하는 방향으로 활발하게 발전하고 있다. 언어 모델을 활용하여 구축한 대표적인 상식 기반의 지식 그래프 구축 방법론으로는 구축한 상식 정보 트리플을 학습하여 언어 모델이 내재한 상식을 추출하는 COMET-ATOMIC<sub>20</sub> [8], 대규모 언어 모델(GPT-3)를 활용하여 생성한 상식 정보 트리플을 학습하여 자동으로 지식을 생성하도록 student 모델을 훈련시키는 COMET-ATOMIC10x [9], 문장 단위에서 지식 정보를 추출하는 것에서 나아가, 문단으로부터 지식 정보 트리플을 추출하는 ParaCOMET [10], 이미지로부터 상식 정보를 추출하는 VisualCOMET [11] 등이 있다.

하지만 기존의 상식 기반 지식 그래프에 대한 연구들은 상식 정보를 영어로 표현하였기 때문에, 다른 언어를 기반으로 하는 상식 추론 연구에서는 기존 연구에서 제안하는 지식 그래프를 활용하기 어렵다는 한계가 있다.

이러한 한계점을 해소하기 위해, 영어를 기반으로 하는 ATOMIC을 한국어로 번역하는 방법인 ATOMIC<sup>Trans</sup>과, 한국어 일반 상식 추론 데이터셋에 포함된 문장을 활용하여 대규모 언어 모델인 GPT-3 [12]가 내재하는 상식 정보를 추출하는 방법인 KommonGen<sup>KG</sup>의 2가지 방법으로 구축된 한국어 상식 기반의 지식 그래프 구축 방법론인 Ko-ATOMIC [13]이 제안되었지만, 한국어 상식 추론 연구에 활용하기에는 상식 정보의 관계를 표현하는 관계 정보의 종류가 적고, 상식 정보 트리플의 개수가 적다는 한계점이 있다.

본 연구에서는 영어 기반의 상식 기반 지식 그래프인

ATOMIC의 트리플과 상식 정보 간의 관계 정보를 정의하여 이를 충족하는 상식 정보를 생성하도록 요구하는 프롬프트를 활용하여 구축한 한국어 상식 그래프인 KoATOMIC 2.0를 제안하고, 기존의 한국어 상식 기반 지식 그래프와의 비교 및 질적 평가를 통하여 제안하는 방법론의 타당성을 검증한다.

## 2. 관련 연구

지식 그래프는 지식 정보를 개체, 속성, 관계 등을 통합적으로 표현할 수 있는 구조화된 표현을 통해 구축한 것으로, 검색 모듈을 통한 탐색 및 구조의 해석이 용이하고, 구조화된 표현을 언어 모델의 입력으로 활용할 수 있다는 특징을 지닌다. 자연어 처리 분야에서 지식 그래프에 관한 초기의 연구는 의미론에 입각하여 일반 상식에 부합하는 관계 정보를 (*head node*, *relation label*, *tail node*)의 트리플로 구축한 ConceptNet이 있다. ConceptNet은 원천이 되는 데이터셋을 점점 확장하여 가장 최근에 공개된 ConceptNet 5.5 [14]에 이르러서는 21M의 엣지와 8M의 노드로 구성되어 있다. 이후의 상식 기반 지식 그래프 연구는 상식 정보를 If-Then의 관계로 표현하여 트리플로 구축한 ATOMIC을 중심으로 활발하게 전개되었다. COMET은 ATOMIC의 트리플을 기반으로 *head node*와 관계 태그가 주어지면 *tail node*를 자동으로 생성하는 Knowledge Graph Completion을 BART, T5와 같은 모델에 학습시킨 것이다. 이를 바탕으로 구축된 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>은 ConceptNet의 다양한 관계 표현을 수용하여 총 23개의 관계 유형을 표현할 수 있는 그래프로 확장되었다. 이후 여러 문장, 문단이 내포하는 상식 정보를 모델링하는 ParaCOMET, 이미지로부터 상식 정보를 추출하는 VisualCOMET과 같이 하나의 문장을 넘어, 여러 문장 혹은 문단 또는 이미지로부터 상식 정보를 추출하는 방법론이 고안되었다. 최근의 상식 기반의 지식 그래프 연구는 뛰어난 추론 능력을 가진 생성형 대규모 언어 모델을 활용하는 방향으로 이루어졌다. 대표적인 연구로 ATOMIC10x는 대규모 언어 모델인 GPT-3의 생성 결과물을 활용하여 일반 상식 정보를 생성하는 능력을 소규모 모델(T5)로 증류하는 model-to-corpus-to-model 파이프라인으로 상식 기반의 지식 그래프를 구축했다. 본 연구에서는 인간의 지시에 대한 뛰어난 이해력과 강력한 상식 추론 능력을 지닌 대규모 언어 모델인 GPT-3.5 [12]에 한국어로 번역된 지식 그래프인 Ko-ATOMIC의 ATOMIC<sup>Trans</sup>과 각 관계 태그에 대한 추론을 돕는 프롬프트를 활용하여, 높은 품질의 한국어 상식 기반의 지식 그래프를 구축하는 방법론을 새롭게 제안한다.

## 3. Ko-ATOMIC 2.0

Ko-ATOMIC 2.0은 영어를 기반으로 구축된 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>을 Papago translation API를 통해 번

표 1. Ko-ATOMIC 2.0의 유형별 관계 태그의 종류 및 예시. 관계 태그는 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>의 태그를 사용했다. Physical-Entity 유형은 엔티티의 물리적인 특성을 나타내고, Event-Centered 유형은 주체에게 발생하는 사건을 중심으로 하는 상식 관계이고, Social-Interaction은 주체와 객체의 상호작용과 관련된 상식 관계를 다룬다.

	Head	Relation	Tail	
Physical-Entity	물뿌리개	Objectuse	물을 뿌리기	
		AtLocation	정원, 꽃집	
		MadeUpOf	플라스틱, 금속	
	HasProperty	물이 담겨있는		
정원사	CapableOf	화단을 가꾸는 것		
	Desires	예쁜 꽃을 기르는 것		
	Not Desires	정원을 망치는 것		
Event-Centered	철수는 잠을 자고 있다	IsAfter	철수는 침대에 누웠다	
		HasSubEvent	철수는 피곤하다	
		IsBefore	철수는 부지런히 일했다	
		HinderedBy	철수는 방금 잠에서 깼다	
		Causes	침대에 누워 눈을 감는 것	
		xReason	너무 피곤함	
Social-Interaction	철수는 컵에 든 ...를 마신다	isFilledBy	물, 우유, 커피	
		철수는 잠을 자고 있다	xNeed	휴식을 취하는 것
			xAttr	피곤함, 편안함
	xEffect		피로가 회복되다	
	xReact		상쾌한 기분을 느끼다	
	xWant		잠을 푹 자는 것	
	xIntent		영희에게 도움을 주는 것	
	철수는 영희를 돕는다	oEffect	철수에게 고마움을 느낀다	
		oReact	철수에게 감사를 표한다	
oWant		철수에게 감사를 표하는 것		

역한 ATOMIC<sup>Trans</sup>의 트리플을 활용하여 구축한다. Ko-ATOMIC 2.0은 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>의 확장된 관계 태그를 그대로 사용하여, 총 23개의 관계 유형을 표현한다. 표 1은 Ko-ATOMIC의 관계 태그들을 유형별로 분류한 것이다. 본 연구에서 제안하는 방법론은 먼저 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>을 한국어로 번역한 ATOMIC<sup>Trans</sup>의 *head node*이 고유하도록 트리플을 추출한다. 이는 동일한 *head node*에 대해 여러 개의 *tail node*가 존재하는 지식 그래프의 특성을 고려하여, 생성 과정에서 불필요하게 반복을 방지한다. 추출한 트리플의 *head node*와 *tail node*는 자연스러운 텍스트의 생성을 위해 ATOMIC 특유의 person-like entity 표현(Person X, Person Y, ...)를 임의의 이름으로 매핑하는 Entity Filter를 거친다. 예를 들어

그림 1. Ko-ATOMIC 2.0의 입력 프롬프트 예시. (ㄱ)은 입력으로 들어올 트리플의 형식에 대해 설명하는 부분이고, (ㄴ)은 head와 tail 간의 관계를 정의하는 relation 태그에 대한 해설으로, 하이라이트 표시된 문장은 relation 태그에 따라 사전에 정의된 해설을 사용한다. (ㄷ)은 모델이 수행해야 하는 작업인 Graph Completion에 대한 설명이고, (ㄹ)은 입력 예시, (ㅁ)은 출력 예시이다.

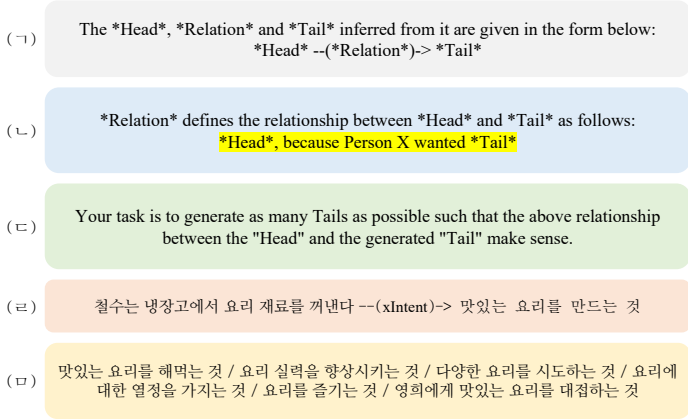
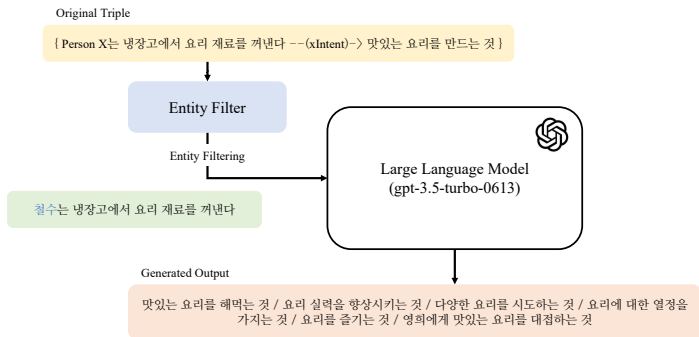


그림 2. 한국어 상식 기반 지식 그래프 Ko-ATOMIC 2.0의 전체적인 실행 흐름.



ATOMIC<sup>Trans</sup>의 ('PersonX는 PersonY에게 선물을 주었다', xIntent, 'PersonY의 호감을 사는 것') 라는 트리플은 ('철수는 영희에게 선물을 주었다', xIntent, '영희의 호감을 사는 것')와 같이 매핑된다. 이 과정은 'PersonX'와 같이 잠재적으로 자연스러운 한국어 텍스트 생성을 방해할 수 있는 표현을 수정함으로써 매끄러운 한국어 문장 생성에 도움이 된다. 매핑을 마친 트리플은 프롬프트 템플릿에 삽입되어 입력 프롬프트를 구성한다. 이 때, 입력 프롬프트는 대규모 언어 모델이 관계 태그에 대한 설명을 바탕으로 head node와 해당 관계가 성립하는 tail node를 생성하도록 지시하는 내용과 하나의 샘플(triple, expected output)을 포함한다. 그림 1은 관계 태그가 "xIntent"일 때의 입력 프롬프트 예시이다. 입력

프롬프트를 구성하고 나면, 대규모 언어 모델은 입력 프롬프트를 입력받아 지시한 내용에 맞는 상식 정보를 출력한다. 출력 결과물은 다시 매핑된 엔티티를 원래대로 복구하는 과정을 거친 다음 그래프로 저장된다. 그림 2는 Ko-ATOMIC 2.0의 생성 과정 전체를 나타낸 것이다.

#### 4. 그래프 분석 및 질적 평가

본 논문은 제안하는 그래프 생성 방법론으로 생성한 Ko-ATOMIC 2.0과 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>, 기존의 한국어 상식 기반 지식 그래프인 Ko-ATOMIC를 통계적으로 분석하고, Ko-ATOMIC 2.0과 Ko-ATOMIC을 질적으로 평가하여 제안하는 방법론의 효용성을 검증한다.

##### 4.1 데이터셋

본 논문에서는 대규모 언어 모델을 활용한 한국어 상식 기반 지식 그래프의 구축을 위해 OpenAI에서 제공하는 대규모 언어 모델인 GPT-3.5(gpt-3.5-turbo-0613)를 사용하여 상식 정보를 생성했다. 지식 그래프 생성에 사용한 데이터셋은 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>에서 head node가 고유하도록 트리플(head node, relation tag, tail) 195,478개를 추출하여 활용했다.

##### 4.2 그래프 분석

표 2는 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>과 ATOMIC<sup>Trans</sup>, 그리고 본 논문에서 제안하는 방법으로 구축한 Ko-ATOMIC 2.0의 관계 태그 별 고유 트리플(head node, relation tag, tail)의 개수를 구한 것이다. ATOMIC<sup>Trans</sup>는 번역 과정에서 영어 텍스트가 그대로 한국어 텍스트로 번역되면서 원본인 ATOMIC<sub>20</sub><sup>20</sup>과 동일한 숫자의 트리플로 구성되어 있다. 반면에, GPT-3.5로 생성한 Ko-ATOMIC 2.0은 head node에 대해 "as many as tail possible"이라는 instruction을 one-shot generation에 반영하여 원본인 ATOMIC<sup>Trans</sup>보다 트리플의 총 개수가 늘어난 것으로 나타났으며, 특히 기존의 그래프에서 매우 적은 비율을 차지하는 관계 태그인 "Causes", "xReason"의 트리플 수를 원본에 비해 크게 증가시켰다.

##### 4.3 질적 평가

본 논문에서 제안하는 한국어 지식 그래프 생성 방법론을 통해 생성한 Ko-ATOMIC 2.0과, ATOMIC<sup>Trans</sup>를 비교하기 위하여 질적 평가를 시행했다. 표 3은 head node가 "Person X는 햄 샌드위치를 만든다.", relation 태그가 "HinderedBy"로 동일하게 설정되었을 때, ATOMIC<sup>Trans</sup>의 번역된 tail node와 Ko-ATOMIC 2.0의 생성된 tail node를 비교한 것이다. 두 그래프의 tail node를 비교하였을 때, Ko-ATOMIC 2.0가 의미적으로 더 다양하고 자연스러운 tail node를 포함하는 것을 알 수 있다.

표 2.  $ATOMIC_{20}^{20}$ ,  $ATOMIC^{Trans}$ ,  $Ko-ATOMIC^{2.0}$ 의 태그별 고유 트리플 개수.  $Ko-ATOMIC^{2.0}$ 에서  $ATOMIC^{Trans}$ 에 비해 고유 트리플 개수가 증가한 태그의 개수에는 **빨간색**, 고유 트리플 개수가 감소한 태그의 개수에는 **파란색**으로 개수를 표기한다.

Relation	$ATOMIC_{20}^{20}$	$ATOMIC^{Trans}$	$Ko-ATOMIC^{2.0}$
Objectuse	140,669	140,669	<b>84,500</b>
AtLocation	17,423	17,423	<b>26,046</b>
MadeUpOf	2,911	2,911	<b>9,448</b>
HasProperty	4,971	4,971	<b>19,393</b>
CapableOf	7,216	7,216	<b>7,585</b>
Desires	2,718	2,718	<b>1,562</b>
NotDesires	2,807	2,807	<b>1,647</b>
IsAfter	16,485	16,485	<b>89,728</b>
HasSubEvent	10,894	10,894	<b>4,851</b>
IsBefore	17,094	17,094	<b>68,886</b>
HinderedBy	77,616	77,616	<b>99,360</b>
Causes	329	329	<b>1,808</b>
xReason	292	292	<b>888</b>
isFilledBy	24,174	24,174	<b>15,120</b>
xNeed	105,557	105,557	<b>77,476</b>
xAttr	120,447	120,447	<b>95,030</b>
xEffect	93,413	93,413	<b>132,356</b>
xReact	65,984	65,984	<b>131,495</b>
xWant	110,009	110,009	<b>75,892</b>
xIntent	58,997	58,997	<b>113,766</b>
oEffect	65,280	65,289	<b>111,900</b>
oReact	54,632	54,632	<b>92,800</b>
oWant	76,952	76,952	<b>74,576</b>
Total	1,076,879	1,076,879	<b>1,336,113</b>

표 3. *head node*가 "Person X는 햄 샌드위치를 만든다."이고 *Relation*이 "HinderedBy"일 때의  $ATOMIC^{Trans}$ 의 *tail node*와  $Ko-ATOMIC^{2.0}$ 의 생성된 *tail node*의 비교. 의미적으로 유사한 *tail node*는 동일한 색으로 표현한다.

$ATOMIC^{trans}$	$Ko-ATOMIC^{2.0}$
Person X는 햄을 모두 먹었다.	Person X는 식재료가 부족하다.
냉장고에 햄이 없다.	Person X는 햄이 없다.
Person X는 햄이 없다.	Person X는 요리 기술이 부족하다.
그들은 햄에 알레르기가 있다.	Person X는 조리 도구가 없다.
Person X는 빵이 없다.	Person X는 요리에 흥미가 없다.
Person X는 빵 한 조각만 가지고 있다.	Person X는 시간이 부족하다.
집에 빵이 허용되지 않는다.	Person X는 배가 부르다.

## 5. 결론

본 논문은 대규모 언어 모델인 GPT-3.5를 활용해서 한국어 상식 기반의 지식 그래프인  $Ko-ATOMIC^{2.0}$ 을 구축하는 방법론을 제안한다.  $Ko-ATOMIC^{2.0}$ 은  $ATOMIC^{Trans}$ 의 *unique head node*와, 제시하는 일반 상식의 관계 정보를 만족하는 *tail node*를 가능한 많이 생성하도록 하는 프롬프트를 활용하여 대규모 언어 모델에 내재된 상식 정보를 바탕으로 유효한 트리플을 생성하도록 했다.  $Ko-ATOMIC^{2.0}$ 은 기존의  $ATOMIC^{2.0}^{Trans}$ 보다 더 자연스럽게 다양한 상식 정보를 포함하는 트리플을 생성하는 방법이라는 것을 질적 평가를 통해 확인했다. 하지만 생성된 *tail node*의 별도의 유효성 검증 과정을 진행하지 않았고, 생성된  $Ko-ATOMIC^{2.0}$ 을 실제 상식 추론 태스크에 적용할 수 있는지에 대한 검증을 진행하지 않았다. 이는 추후 연구에서 추가적인 검증 작업을 진행하고, 상식 추론, 질의응답 시스템 등 자연어 처리의 하위 작업에  $Ko-ATOMIC^{2.0}$ 을 적용하는 것으로 적용 가능성을 확인할 계획이다.

## 참고문헌

- [1] H. Liu and P. Singh, "Conceptnet—a practical commonsense reasoning tool-kit," *BT technology journal*, Vol. 22, No. 4, pp. 211–226, 2004.
- [2] M. Sap, R. Le Bras, E. Allaway, C. Bhagavatula, N. Lourie, H. Rashkin, B. Roof, N. A. Smith, and Y. Choi, "Atomic: An atlas of machine commonsense for if-then reasoning," *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*, Vol. 33, No. 01, pp. 3027–3035, 2019.
- [3] R. Zellers, Y. Bisk, R. Schwartz, and Y. Choi, "Swag: A large-scale adversarial dataset for grounded commonsense inference," *EMNLP*, 2018.
- [4] N. Mostafazadeh, A. Kalyanpur, L. Moon, D. Buchanan, L. Berkowitz, O. Biran, and J. Chu-Carroll, "Glucose: Generalized and contextualized story explanations," *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 4569–4586, 2020.
- [5] B. Y. Lin, W. Zhou, M. Shen, P. Zhou, C. Bhagavatula, Y. Choi, and X. Ren, "Commongen: A constrained text generation challenge for generative commonsense reasoning," *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020*, pp. 1823–1840, 2020.
- [6] J. Seo, C. Park, H. Moon, S. Eo, M. Kang, S. Lee, and H. Lim, "Kommongen: A dataset for korean gener-

- ative commonsense reasoning evaluation,” *Annual Conference on Human and Language Technology*, pp. 55–60, 2021.
- [7] J. Seo, S. Lee, C. Park, Y. Jang, H. Moon, S. Eo, S. Koo, and H.-S. Lim, “A dog is passing over the jet? a text-generation dataset for korean commonsense reasoning and evaluation,” *Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2022*, pp. 2233–2249, 2022.
- [8] J. D. Hwang, C. Bhagavatula, R. Le Bras, J. Da, K. Sakaguchi, A. Bosselut, and Y. Choi, “(comet-) atomic 2020: on symbolic and neural commonsense knowledge graphs,” *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 35, No. 7, pp. 6384–6392, 2021.
- [9] P. West, C. Bhagavatula, J. Hessel, J. Hwang, L. Jiang, R. Le Bras, X. Lu, S. Welleck, and Y. Choi, “Symbolic knowledge distillation: from general language models to commonsense models,” *Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 4602–4625, 2022.
- [10] S. Gabriel, C. Bhagavatula, V. Shwartz, R. Le Bras, M. Forbes, and Y. Choi, “Paragraph-level commonsense transformers with recurrent memory,” *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 35, No. 14, pp. 12 857–12 865, 2021.
- [11] J. S. Park, C. Bhagavatula, R. Mottaghi, A. Farhadi, and Y. Choi, “Visualcomet: Reasoning about the dynamic context of a still image,” *Computer Vision—ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part V 16*, pp. 508–524, 2020.
- [12] T. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. D. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell *et al.*, “Language models are few-shot learners,” *Advances in neural information processing systems*, Vol. 33, pp. 1877–1901, 2020.
- [13] J. Lee, J. Seo, s. Lee, C. Park, A. I. Danielle, and H. Lim, “Ko-atomic: 일반 상식 기반의 한국어 지식 그래프,” *제34회 한글 및 한국어 정보처리 학술발표 논문집*, pp. 412–417, 2022.
- [14] R. Speer, J. Chin, and C. Havasi, “Conceptnet 5.5: An open multilingual graph of general knowledge,” *Thirty-first AAAI conference on artificial intelligence*, 2017.