

# 응답 생성을 위한 지식 및 임베딩 확장 방법

김보은<sup>o</sup>, 장영진<sup>o</sup>, 황금하<sup>†</sup>, 권오욱<sup>†</sup>, 김학수<sup>o</sup>  
 건국대학교 인공지능학과<sup>o</sup>, 한국전자통신연구원<sup>†</sup>

boeun@konkuk.ac.kr<sup>o</sup>, danyon@konkuk.ac.kr<sup>o</sup>, hgh@etri.re.kr<sup>†</sup>, ohwoog@etri.re.kr<sup>†</sup>, nlprkim@konkuk.ac.kr<sup>o</sup>

## Methods of Expanding Knowledge and Embeddings for Response Generation

Bo-Eun Kim<sup>o</sup>, Young-Jin Jang<sup>o</sup>, Jin-Xia Huang<sup>†</sup>, Oh-Woog Kwon<sup>†</sup>, Hark-Soo Kim<sup>o</sup>

Konkuk University Department of Artificial Intelligence<sup>o</sup>,  
 Electronics and Telecommunications Research Institute<sup>†</sup>

### 요약

문서 기반 대화 시스템은 주어진 배경 지식 문서와 이전 대화를 바탕으로 대화에 이어지는 적절한 응답을 생성하는 시스템이다. 문서 기반 대화 시스템은 지식 추출 작업과 응답 생성 작업으로 나뉘며, 두 하위 작업은 서로 긴밀한 관계를 가지고 있다. 즉, 주어진 배경 지식 문서와 관련된 올바른 응답을 생성하기 위해서는 정확한 지식 추출이 필수적이며, 응답 생성에 필요한 지식을 정확히 추출하지 못하는 경우 생성 응답에 배경 지식이 반영되기 힘들다. 따라서, 본 논문에서는 추출된 지식을 확장하는 방법을 통해 생성에 필요한 지식의 재현율을 높이고 이를 활용할 수 있는 임베딩 확장 방법을 제안함으로써 SacreBLEU 기준 3.51의 성능 향상을 보였다.

주제어: 문서 기반 대화 시스템, 생성 모델, 지식 확장, 임베딩

### 1. 서론

문서 기반 대화 시스템(Document Grounded Dialogue System)은 아래의 그림 1과 같이 주어진 배경 지식 문서(Background Knowledge Document)와 이전 대화(Dialogue History)를 바탕으로 대화에 이어지는 적절한 응답을 생성하는 시스템이다. 문서 기반 대화 시스템은 배경 지식 문서 내에서 응답 생성에 필요한 지식을 추출하는 작업(Knowledge Selection)과 지식 및 이전 대화를 바탕으로 대화에 이어지는 응답을 생성하는 작업(Response Generation)으로 나누어져 있다. 배경 지식 문서는 영화 댓글이나 영화 줄거리 등 다양한 정보로 구성된 문서, 위키피디아 문서와 같이 구조적인 형태로 구성된 문서 등이 있다. 이와 같은 다양한 형태의 배경 지식 문서에서 응답 생성에 필요한 지식 추출 작업은 추출 요약, MRC(Machine Learning Comprehension) 등 다른 추출 작업과 비교하여 낮은 성능을 보인다. 대표적인 문서 기반 대화 데이터셋 Holl-E에서 지식 추출 작업은 F1 점수 기준 41.86의 성능을 보였다[1].

문서 기반 대화 시스템은 주어진 지식과 대화를 바탕으로 응답을 생성하기 때문에 올바른 응답을 생성하기 위해서는 정확한 지식 추출이 필수적이다. 지식 추출 작업의 성능이 낮은 경우 후행 작업인 응답 생성에 영향을 미친다. 따라서 본 논문에서는 지식 추출의 낮은 성능을 보완하기 위해 지식 확장 방법과 임베딩 확장 방법을 제안한다.

### 2. 관련 연구

최근 문서 기반 대화 시스템은 지식 추출 작업과 응답 생성 작업 중 하나를 주요 과제로 하며, 인코더-디코더(Encoder-Decoder) 구조의 모델을 사용하는 연구가 주를 이루고 있다. [2-4]에서는 RNN(Recurrent Neural Network) 인코더-디코더를 이용한 연구가 수행되었다. RefNet[1]에서는 하이브리드 디코더를 이용하여 응답을 생성한다. 하이브리드 디코더는 디코딩 단계마다 어휘(Vocabulary) 기반으로 토큰을 생성할지, 배경 지식에서 일부 토큰을 복사할지 결정한다. 이후 대용량 언어 말뭉치를 기반으로 학습한 언어 모델이 등장했고, 이를 활용한 연구가 진행되었다. DukeNet[5]에서는 이전 발화의 컨텍스트(Context)를 통해 사전 지식 분포를 예측하고, 이 분포와 현재 발화의 컨텍스트를 통해 현재 발화의 지식 분포를 예측한다. 그리고 위 과정을 통해 사후 지식 분포를 예측한다. 사후 지식 분포는 학습 단계에서 사용되며, 사전 지식 분포를 사후 지식 분포와 가까워지도록 학습한다. 그리고 사전 지식 분포를 기반으로 응답을 생성한다. MIKE[6]에서는 현재 발화와 이전에 선택된 지식을 통해 각각 지식 분포를 예측한다. 그리고 게이트를 통해서 위의 두 지식 분포를 기반으로 응답을 생성한다.

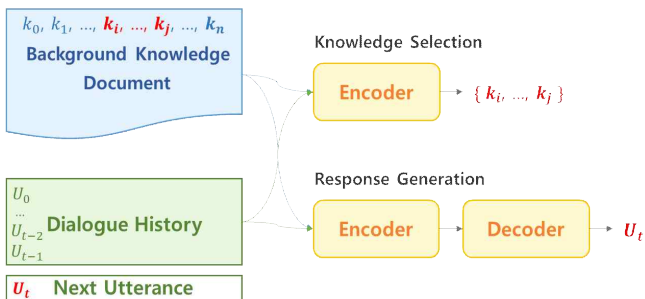


그림 1 문서 기반 대화 시스템

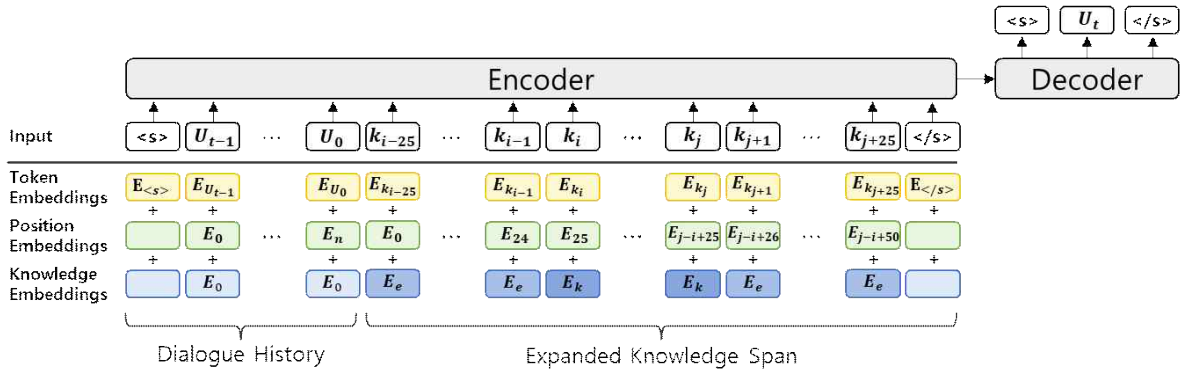


그림 2 제안 모델 구조도

본 논문에서는 기존 연구의 지식 분포에 대한 범위 확장을 통해 지식 추출의 낮은 성능을 보완하는 방법을 제안한다.

### 3. 지식 확장 방법과 지식 임베딩

문서 기반 시스템에서 올바른 응답을 생성하기 위해서는 정확한 지식 추출이 필수적이다. 하지만 지식 추출 작업은 대체로 낮은 성능을 보이기 때문에 추출한 지식을 그대로 응답 생성 작업에 사용할 경우 응답 생성에 필요한 지식 반영이 제대로 이루어지지 않을 수 있다. 따라서 본 논문에서는 추출한 지식을 확장하여 응답 생성 작업에 사용할 지식의 재현율을 높이고자 한다. 또한 위의 그림 2와 같이 응답 생성 모델에 지식 임베딩 (Knowledge Embeddings)을 적용하여 지식을 효과적으로 반영하고자 한다.

기본적인 MRC 프레임워크를 이용하여 아래의 그림 3과 같이 상위 K개 (Top K) 지식을 추출하고 후처리를 수행한다. 후처리 과정은 중복 과정과 지식 정렬 과정으로 나뉜다. 중복 제거 과정은 서로 다른 지식에 대해 중복되는 범위가 존재할 경우 하나의 지식으로 통합하는 것을 의미하고, 지식 정렬 과정은 배경 지식 문서의 토큰 인덱스를 기준으로 추출된 지식을 정렬하는 것을 의미한다.

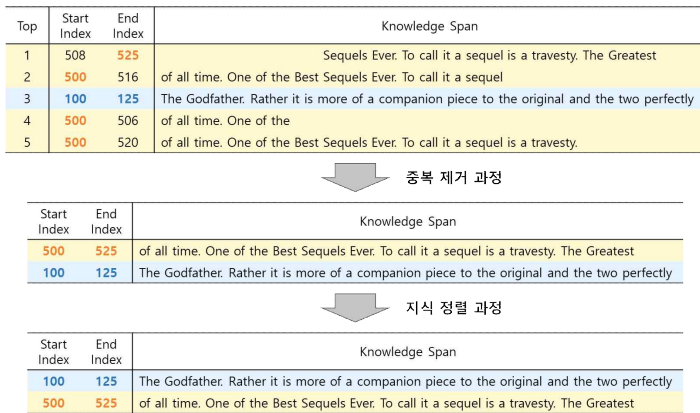


그림 3 상위 K개 지식의 중복 제거 및 정렬 과정(K=5)

후처리된 지식은 아래의 그림 4와 같이 토큰 단위의 윈도우 크기(Window Size) N에 따라 확장한다. 이에 대

한 예시는 아래의 그림 4와 같으며, 예를 들어 N을 25로 설정한 경우, i에서 시작하여 j에서 끝나는 지식은 배경 지식 문서의 i-25부터 j+25 범위의 확장된 지식 범위를 갖게 된다.

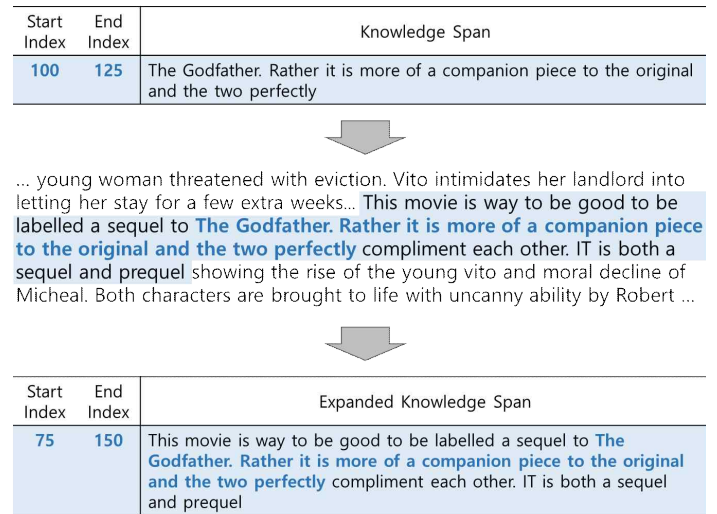


그림 4 윈도우 크기에 따른 지식 확장 과정(N=25)

제안 모델은 위의 그림 2와 같이 확장된 지식  $k_{i-25}, \dots, k_{j+25}$  과 이전 대화  $U_{t-1}, U_{t-2}, \dots, U_0$ 를 기반으로 이전 대화에 이어지는 응답  $U_t$ 를 생성한다. 그림 2의 지식 임베딩은 확장하기 전 원본 지식에 대한 정보를 반영하기 위한 임베딩이며, 이를 통해 확장 과정에서 추가된 지식과 원본 지식을 구분하고자 한다. 이때 원본 지식과 확장을 통해 추가된 지식은 각각  $E_k$ 와  $E_e$ 로 표현된다.

## 4. 실험

### 4.1. 실험 준비

본 논문에서는 지식 추출에 RoBERTa-Large[7] 기반 MRC 프레임워크를 사용했으며, BART-Base[8]를 이용하여 응답 생성 모델을 구축했다. 실험 데이터로는 영화를 주제로 하는 문서 기반 대화 데이터셋 Ho11-E[9]를 사용했으며, 아래의 그림 5와 같이 대화와 배경 지식 문서로 구성된다. 배경 지식 문서는 대화의 주제인 영화에 대한 줄거리(Plot), 리뷰(Review), 논평(Comments), 사실 테

이블(Fact Table)로 구성된다. 실험에는 응답 생성에 필요한 지식이 하나인 단일 참조(Single Reference) 데이터를 사용했다. 학습 데이터는 34,486개, 검증 데이터는 4,388개, 평가 데이터는 4,318개로 구성되어있다. 제안 모델의 학습에 사용한 하이퍼 파라미터는 아래의 표 1과 같다.

Comments	Into The Blue	Review
"Why did Oscar still control the robot at his final scene? He was outside the playground when the monster came for him.", "Well-paced fun.", "The director's name makes me hungry.", "Saw it tonight. Clever and well acted throughout. Korean monster movie homage in parts. Good job.", "Tons of reviews but not playing anywhere near me. Weird.", "Now that's what I call marine biology!", "call me crazy". "What the fuck was that movie even about?". "I liked the one in which the Zephyr was salvaged". "My favorite character was Jared."	<b>Speaker 1</b> : "What do you think about the movie?". <b>Speaker 2</b> : "I think it was kind of dull". <b>Speaker 1</b> : "According to the box office, the general public seemed to be aware of that". <b>Speaker 2</b> : "Yeah. It looks like it only made \$18,472,363". <b>Speaker 1</b> : "They might have heard about the plot. How do we get the money to salvage this wreck? Obviously, we'll become drug dealers and sell some cocaine to a guy named Primo". <b>Speaker 2</b> : "Unfortunately, Primo turns out to be an associate of the drug lord Reyes (James Frain) to whom the cocaine belonged in the first place". <b>Speaker 1</b> : "So dumb. Nobody would do that. So, the writing won't win any awards". <b>Speaker 2</b> : "But the underwater cinematography was amazing - totally worth the matinee price and cheaper than diving - the kind of film you need the bigscreen to enjoy". <b>Speaker 1</b> : "That, we can agree on. Maybe they'll make up their losses on DVD". <b>Speaker 2</b> : "Anyhow I doubt this film will do very little justice on a small screen, but overall the script was solid and the sea animal work was mind blowing".	... The real stars is the ocean here and the good guy/ bad guy looked like my step brother and fit the bill. <b>Anyhow I doubt this film will do very little justice on a small screen, but overall the script was solid and the sea animal work was mind blowing.</b> Maybe I was just in the mood but I enjoyed it and watching aha swim, god she is gorgeous. Didn't change my life, but I was entertained to the end.  <b>Plot</b> ... Without Jared's knowledge, Bryce and Amanda come up with a plan to retrieve some of the cocaine from the sunken plane and sell it to local night club owner Primo (Tyson Beckford). Unfortunately, Primo turns out to be an associate of the drug lord Reyes (James Frain) to whom the cocaine belonged in the first place. Reyes, wanting his cocaine back, threatens Jared, Amanda and Bryce at gunpoint to bring him his cocaine or die. Faced with this choice, Jared agrees ...
Fact Table		
similar movies	"The Death and Life of Bobby Z", "Hours", "Vehicle 19", "Joy Ride"	
taglines	"Temptation is bliss" "Treasure Has Its Price". "Hold your breath"	
awards	Golden Trailer Awards 2006	

그림 5 Holi-E 예시  
표 1 하이퍼 파라미터

Task	Parameter	Value
-	Learning Rate	3e-5
Knowledge Selection	Batch Size	8
	Warmup Steps	1,000
	Max Sequence Length	512
	doc Stride	128
	Adam Epsilon	1e-08
Response Generation	Batch Size	4
	Accumulation Steps	8
	Warmup Steps	500
	Max Source Length	1,024
	Max Target Length	100
	Adam Epsilon	1e-06

아래의 표 2는 실험에 사용한 Holi-E 데이터셋의 길이에 대한 통계를 보여준다. 표 2에서 Dialogue History는

대화를 의미하며, 평균 91개의 토큰으로 이루어진다. Background Knowledge Document는 영화의 줄거리, 리뷰, 논평 및 사실 테이블을 이어붙인 배경 지식 문서 전체를 의미하며, 평균 1,135개의 토큰으로 이루어진다. 배경 지식 문서를 그대로 입력할 경우, 응답 생성 모델의 최대 입력 길이인 1,024를 초과하기 때문에 모든 토큰을 입력할 수 없다.

표 2 Holi-E 통계

	Avg. Length
Dialogue History	91
Background Knowledge Document	1,135

#### 4.2. 실험 결과

아래의 표 3은 지식 확장에 따른 실험 결과를 보여준다. 평가 지표는 SacreBLEU를 사용한다. 표 3에서 KS는 지식(Knowledge Spans)을 의미하며, EXP는 윈도우 크기로 지식을 확장했음을 의미한다. w/o KS는 배경 지식 문서 전체를 그대로 생성 모델에 입력한 실험을 의미한다. w/ KS(Top 1)은 MRC 프레임워크로 추출한 상위 1개의 지식을 생성 모델에 입력한 실험을 의미한다. w/ KS(Top K)는 MRC 프레임워크로 추출한 상위 K개의 지식을 생성 모델에 입력한 실험을 의미한다. 이때 K는 1, 5, 10으로 설정했다. w/o EXP는 지식 확장 없이 원본 지식을 그대로 생성 모델에 입력한 실험을 의미한다. w/ EXP(Window N)는 윈도우 크기 N으로 확장한 지식을 생성 모델에 입력하고, 지식 임베딩을 적용한 실험을 의미한다. 이때, N은 25와 50으로 설정했다.

표 3에서 w/ KS(Top 10)의 w/ EXP(Window 50) 실험 결과에 따르면, 추출한 상위 10개의 지식을 윈도우 크기 50으로 확장해도 전체 문서 길이인 1,135개에 비해 현저히 적은 238개의 토큰으로 이루어지는 것을 알 수 있었다. w/ KS(Top K, K = 1, 5, 10)의 실험 결과에 따르면 추출된 지식 K개를 윈도우 크기에 따라 확장하는 것이 생성 성능 향상에 도움이 된다는 것을 알 수 있었다. 그

표 3 입력된 지식에 따른 실험 결과

Experiment	Avg. Length	Recall	SacreBLEU
w/o KS	-	-	18.258
w/ KS(Top 1)	w/o EXP	24	48.906
	w/ EXP(Window 25)	73	75.725
	w/ EXP(Window 50)	120	<b>79.117</b>
w/ KS(Top 5)	w/o EXP	67	74.193
	w/ EXP(Window 25)	133	86.960
	w/ EXP(Window 50)	194	<b>88.553</b>
w/ KS(Top 10)	w/o EXP	97	81.286
	w/ EXP(Window 25)	171	90.668
	w/ EXP(Window 50)	238	<b>91.806</b>

표 4 응답 생성 예시

w/ KS(Top 1)	w/o EXP	w/ EXP(Window 25)
이전 대화	What do you think about the characters in this movie?	
지식	wildly unoriginal. My favorite character	[this year], doesn't run out of steam. Some of these jokes hit, some jokes miss. boring, lazy and <b>wildly unoriginal. My favorite character</b> was Ted himself. My favorite character was red because he is funny and amusing. I liked the one in which Ted met his
생성 문장	My favorite character was Ted.	My favorite character was red because he is funny and amusing.
정답 문장	My favorite character was red because he is funny and amusing.	

리고 윈도우 크기  $N$ 이 증가됨에 따라 정답 지식의 재현율이 올라가는 것을 확인할 수 있지만, 정답 지식의 재현율이 높다고해서 항상 생성 성능에 긍정적인 영향을 미치는 것은 w/ KS(Top 1)의 EXP(Window 25)와 EXP(Window 50)의 비교를 통해 확인할 수 있었다. 또한 w/ KS(Top 1)의 w/ EXP(Window 25)와 w/ KS(Top 5)의 w/o EXP 실험의 SacreBLEU 성능 비교를 통해, 입력 지식의 길이와 정답 지식의 재현율이 비슷한 경우 입력 지식이 연속적이지 않다면 성능이 하락하는 것을 확인할 수 있었다. 이는 w/ KS(Top 1)의 w/ EXP(Window 50)과 w/ KS(Top 5)의 w/ EXP(Window 25)의 SacreBLEU 성능 비교를 통해서도 확인할 수 있었다. 이를 통해 지식 확장 방법 자체는 정답 지식의 재현율과 생성 성능에는 긍정적인 영향을 줄 수 있지만, 추출된 지식에 불연속적인 구간이 많이 존재할수록 오히려 성능 하락을 야기시키는 것을 알 수 있었다. 결과적으로 우리는 지식 확장 방법을 상위 1개의 지식에 대해 일정 수준으로 수행하는 것이 가장 효과적임을 알 수 있었다. 위의 표 4는 w/ KS(Top 1)의 w/o EXP, w/ EXP(Window 25) 실험의 응답 생성 예시를 보여준다. 이전 대화는 두 실험 모두 동일하게 입력된다. w/o EXP에서는 원본 지식이 입력되고, w/ EXP(Window 25)에서는 확장된 지식이 입력된다. 생성 문장을 통해 지식을 확장한 경우 응답 생성에 긍정적인 영향을 미칠 수 있음을 확인할 수 있었다.

## 5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 지식 추출의 낮은 성능을 보완하기 위한 지식 확장 방법과 이를 이용하는 임베딩 확장 방법을 제안했다. 실험 결과, 지식 확장 방법은 정답 지식 재현율과 생성 성능 향상에 도움을 주지만, 일정 수준 이상의 윈도우 크기로 확장하는 경우에는 오히려 생성 성능이 하락할 수 있음을 알 수 있었다. 또한 지식 확장 방법은 연속적이지 않은 상위  $N$ 개의 지식에 대해서 수행하는 것 보다 하나의 연속적인 지식에 대해 수행하는 것이 효과적임을 알 수 있었다. 향후 연구로는 본 논문에서 진행한 실험을 일반적인 MRC 프레임워크가 아닌 고도화된 지식 추출 시스템에 적용해 볼 예정이며, 실험을 통

해 더 나은 확장 방법을 찾고자 한다.

## 감사의 글

이 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(2019-0-00004, 준지도학습형 언어지능 원천기술 및 이에 기반한 외국인 지원용 한국어 튜터링 서비스 개발)

## 참고문헌

- [1] C. Meng, P. Ren, Z. Chen, C. Monz, J. Ma and M. D. Rijke, "Refnet: A reference-aware network for background based conversation.", In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol. 34, No. 05, pp. 8496-8503, 2020.
- [2] I. Sutskever, O. Vinyals and Q. V. Le, "Sequence to sequence learning with neural networks.", Advances in neural information processing systems, pp. 3104-3112, 2014.
- [3] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio, "Neural machine translation by jointly learning to align and translate.", arXiv preprint arXiv:1409.0473, 2014.
- [4] I. Serban, A. Sordoni, Y. Bengio, A. Courville and J. Pineau, "Building end-to-end dialogue systems using generative hierarchical neural network models.", Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol. 30, No. 1, 2016.
- [5] C. Meng, P. Ren, Z. Chen, W. Sun, Z. Ren, Z. Tu and M. D. Rijke, "Dukenet: A dual knowledge interaction network for knowledge-grounded conversation." Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2020.
- [6] C. Meng, P. Ren, Z. Chen, Z. Ren, T. Xi and M. D. Rijke, "Initiative-Aware Self-Supervised

- Learning for Knowledge-Grounded Conversations.” , In: Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp. 522-532, 2021.
- [7] Y. Liu, M. Ott, N. Goyal, J. Du, M. Joshi, D. Chen, O. Levy, M. Lewis, L. Zettlemoyer and V. Stoyanov, “RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach” , arXiv preprint [arxiv.org/abs/1907.11692](https://arxiv.org/abs/1907.11692), 2019.
- [8] M. Lewis, Y. Liu, N. Goyal, M. Ghazvininejad, A. Mohamed, O. Levy, V. Stoyanov and L. Zettlemoyer, “Bart: Denoising sequence-to-sequence pre-training for natural language generation, translation, and comprehension.” , arXiv preprint [arXiv:1910.13461](https://arxiv.org/abs/1910.13461), 2019.
- [9] N. Moghe, S. Arora, S. Banerjee, and M. M. Khapra, “Towards exploiting background knowledge for building conversation systems.” , arXiv preprint [arXiv:1809.08205](https://arxiv.org/abs/1809.08205), 2018.