

대화 내 엔티티 언급 순서 고려한 대화형 추천 방법

유주원¹, 김태호², 이현영³, 임지희³, 김상욱^{2*}

¹한양대학교 AI 응용학과

²한양대학교 컴퓨터소프트웨어학과

³KT

yjw9700@hanyang.ac.kr, hirooms2@hanyang.ac.kr, lee.hyunyoung@kt.com,
jihui.im@kt.com, wook@hanyang.ac.kr

A New Method to Consider the Order of Mentioned Entities in Conversational Recommender Systems

Juwon Yu¹, Taeho Kim², Hyun-young Lee³, Ji-hui Im³, Sang-Wook Kim^{2*}

¹Dept. of Artificial Intelligence Application, Hanyang University

²Dept. of Computer Science, Hanyang University

³KT Corporation

요 약

대화형 추천 시스템은 대화를 통해 사용자의 현재 선호도를 파악하고 상품을 추천해주는 시스템이다. 대화의 맥락은 변화하기 때문에 대화 중 최근 언급된 엔티티가 사용자의 현재 선호와 더 관련이 있다. 그러나, 기존 방법들은 언급된 엔티티들의 순서를 고려하지 않았기 때문에 사용자의 현재 선호도를 표현하는데 한계가 존재한다. 본 논문에서는, 대화 내 언급된 엔티티들의 순서를 고려하는 아키텍처를 제안하고, 실세계 데이터를 활용해 다음 상품을 예측하는데 엔티티 순서를 고려하는 것이 효과적인지 실험을 통해 보여준다.

1. 서론

최근 인공지능 스피커와 같은 어플리케이션으로 인해, 사용자와 대화를 나누며 사용자가 선호할 만한 상품을 추천해 주는 대화형 추천 시스템 (Conversational Recommender System, 이하 CRS) 분야에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 기존 추천 시스템이 사용자가 선호할 만한 상품을 추천하기 위해 사용자의 과거 구매 혹은 클릭 이력에만 의존하는 것과 달리, CRS 는 대화를 통해 사용자의 현재 선호도를 파악하고 상품을 추천해줄 수 있기에, 사용자의 대화 당시 선호도를 구체적으로 포착할 수 있다 [1].

사용자는 대화를 나누면서 자신이 선호하는 상품 혹은 그 상품의 특징들 (e.g., 장르, 배우, 감독) 과 같은 엔티티들을 언급한다. 이때, 대화 맥락은 변화하기에 이전 발화에서 사용자가 언급한 엔티티보다 최근 발화에서 언급한 엔티티가 사용자의 현재 선호와 더 관련이 있을 것이다. 즉, 대화 내 엔티티 언급 순서를 고려했을 때, 현재 사용자의 선호도를 더 잘 나타낼 수 있다. 그러나 기존 CRS 방법들은[2,3,4] 언급된 엔티티들의 순서를 고려하지 않으므로, 사용자의 현재 선호도를 정확히 포착하는 데 한계가 있다.

본 논문은 대화 내에서 언급된 엔티티 순서를 고려할 수 있는 대화형 추천 모듈 아키텍처를 설계한다. 또한, 언급된 엔티티의 순서를 고려하는 것이 다음

상품을 예측하는데 효과적인지 실세계 데이터를 활용한 실험을 통해 본 제안 방법 설계에 대한 효과를 보여주고자 한다.

2. 제안 방법

CRS 에서 추천 모듈의 문제 정의는 입력으로 현재까지 사용자 - 시스템 간 대화가 주어졌을 때, 다음에 사용자에게 추천할 상품이 무엇인지 추천하는 것이다.

이를 위해 CRS 의 추천 모듈은 크게 (1) 텍스트 인코더, (2) 엔티티 인코더, (3) 퓨전 레이어, (4) 예측 레이어 네 개의 모듈로 구성되어 있다.

텍스트 인코더. 텍스트 인코더는 대화 텍스트를 하나의 벡터로 인코딩하기 위한 모듈이다.

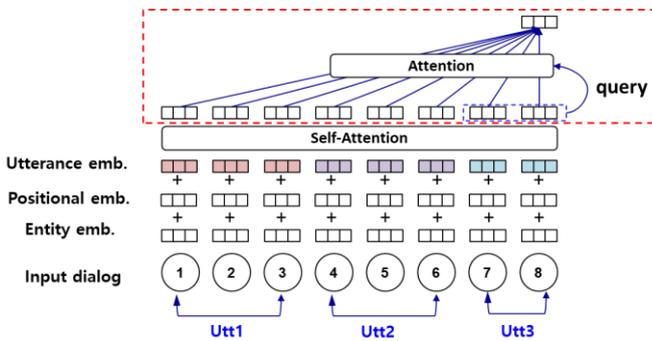
엔티티 인코더. 엔티티 인코더는 대화 내 언급된 지식 그래프 (Knowledge Graph) 엔티티를 하나의 벡터로 인코딩하는 모듈이다.

퓨전 레이어. 퓨전 레이어는 인코딩된 텍스트 그리고 엔티티 임베딩들을 하나로 합쳐 하나의 사용자 임베딩을 만든다.

예측 레이어. 예측 레이어는 사용자 임베딩과 모든 후보 상품 임베딩들과의 유사도를 계산하여 다음에 추천할 상품을 예측하는 모듈이다.

본 논문에서는 네 개의 모듈 중 엔티티 인코더에서

언급 엔티티 순서를 고려하기 위한 방법에 대해 제안하고자 한다. (그림 1) 은 본 논문에서 제안하는 대화 내 언급된 엔티티 순서를 고려하며 최종 엔티티 임베딩을 생성하는 방법을 보여준다. 구체적으로는, 입력으로 대화가 주어졌을 때, 대화 내 언급된 엔티티들을 추출한다. 이후 각 엔티티 임베딩 외에 엔티티 간 순서 정보를 반영하기 위한 포지셔널 임베딩 (positional embedding) [5], 그리고 대화 내 발화 구분을 위한 발화 임베딩을 생성한다. 세 가지 임베딩을 더해 엔티티 언급 순서와 발화 구분이 반영된 엔티티 임베딩들을 구하고 이를 self-attention [6]의 입력으로 사용한다. Attention 메커니즘 적용 시, 마지막 발화 내 엔티티들을 attention 메커니즘의 쿼리로 사용함으로써 마지막에 언급된 엔티티를 기준으로 attention score 를 계산한다. 계산된 attention score 에 따라 언급 순서와 발화 구분이 반영된 엔티티 임베딩들을 통해 하나의 최종 엔티티 임베딩을 생성한다.



(그림 1) 엔티티간 순서를 고려하기 위한 아키텍처

3. 실험

실험 환경. 우리는 다음 추천 상품을 예측하는데 엔티티 순서를 고려하는 것이 추천 정확도 향상에 도움이 되는지 실험을 진행하였다. 데이터셋으로는 CRS 에서 가장 많이 사용되는 ReDial [2] 데이터셋을 사용하여 실험을 진행하였다. 추천 성능을 평가하기 위한 지표로는 Recall@K (K=1, 10, 50) 을 사용하였다.

실험 방법. 본 실험에서는 본 논문에서 제안한 방법인, 대화 내 언급된 엔티티들의 순서를 고려했을 때의 추천 성능을 정량적으로 평가하고자 한다. 언급된 엔티티 순서를 고려하는 것이 정말 효과적인지 증명하기 위하여, 엔티티 순서를 고려하지 않은 경우에 대한 ablation 도 진행하였다.

실험 결과. <표 1> 은 본 논문이 제안한 방법의 추천 정확도를 보여준다. 엔티티 순서를 고려하는 것이 추천 정확도 향상에 영향을 미치는지 평가하기 위해, 순서를 고려하지 않은 모델, Ours w/o position, 과 정확도 비교를 진행하였다. 모든 평가 지표에서 엔티티간 순서를 고려하지 않았을 때보다 고려했을 때 추천 성능이 최대 3.3% 개선되는 것을 확인할 수 있다. 즉, 사용자의 현재 선호도를 파악하기 위해서는 엔티티간 언급 순서를 고려하는 것이 중요하다는 것을 보여준다.

	Recall@1	Recall@10	Recall@50
Ours w/o position	4.19	19.81	38.96
Ours	4.33	20.03	39.39

<표 1> 엔티티 순서를 고려하지 않았을 때(Ours w/o position) 와 고려했을 때 (Ours) 추천 정확도 비교

4. 결론

사용자와 시스템간 대화를 통해 사용자의 선호도를 파악하고 다음에 추천할 상품을 예측하는 방법들이 제안되어 왔다. 본 논문에서, 우리는 기존 CRS 방법들이 대화 내 엔티티 언급 순서를 고려하지 못한다는 한계를 지적했다. 우리는 실 세계 데이터를 통해 사용자에게 다음에 추천할 상품과 가장 관련된 엔티티가 대화 마지막에 위치해 있다는 것을 확인하였다. 이러한 실험 결과는 사용자의 현재 선호도를 더 잘 파악하기 위해서는 대화 내 언급된 엔티티의 순서를 고려해야 한다는 것을 보여준다.

사사

이 논문은 2023 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.RS-2022-00155586, 실세계의 다양한 다운스트림 태스크를 위한 고성능 빅 하이퍼그래프 마이닝 플랫폼 개발(SW 스타랩))

참고문헌

[1] Gao, Chongming, et al. "Advances and challenges in conversational recommender systems: A survey." *AI Open* 2 (2021): 100-126.

[2] Li, Raymond, et al. "Towards deep conversational recommendations." *Advances in neural information processing systems* 31 (2018).

[3] Chen, Qibin, et al. "Towards Knowledge-Based Recommender Dialog System." *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*. 2019.

[4] Zhou, Kun, et al. "Improving conversational recommender systems via knowledge graph based semantic fusion." *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*. 2020.

[5] Devlin, Jacob, et al. "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding." *arXiv preprint arXiv:1810.04805* (2018).

[6] Vaswani, Ashish, et al. "Attention is all you need." *Advances in neural information processing systems* 30 (2017).