

다중 목표 대화형 추천 시스템에서 입력 프롬프트가 정확도에 미치는 영향 분석

장형준¹, 김태호², 이현영³, 임지희³, 김상욱^{2*}

¹한양대학교 AI 응용학과

²한양대학교 컴퓨터소프트웨어학과

³KT

jun1057@hanyang.ac.kr, hirooms2@hanyang.ac.kr, lee.hyunyoung@kt.com,

jihui.im@kt.com, wook@hanyang.ac.kr

Analyzing the Effect of Input-Prompt on Accuracy in Multi-Goal Conversational Recommender Systems

Hyeong-Jun Jang¹, Tae-Ho 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

다중 목표 대화형 추천 시스템에서 대화의 흐름을 관리하기 위해 사용되는 목표설정을 한다. 본 논문에서는 목표 예측을 위해 기존에 사용되던 입력 프롬프트를 더욱 정교한 형태로 만들어보는 것이 목표 예측 정확도 향상과 더 나아가 응답 생성에도 도움이 되는지 사전 실험을 통해 당위성을 보여준다

1. 서론

대화형 추천 시스템 (Conversational Recommender System, 이하 CRS) 이란 사용자와 대화를 이어 나가며 사용자의 선호도에 맞는 추천을 하는 시스템을 말한다. 이러한 대화형 추천 시스템은 실시간으로 사용자의 선호도를 파악할 수 있기에 최근 활발히 연구되고 있다. 이러한 대화형 추천 시스템은 사용자가 원하는 상품이 있다고 가정하고, 시스템은 사용자가 원하는 상품에 대한 성공적인 추천을 최종 목표로 한다. [1]

다중 목표 대화형 추천 시스템 (Multi-Goal Conversational Recommender System, 이하 MG-CRS)은 기존의 CRS 에서의 목표인 추천 뿐만 아니라 질의응답, 일상대화 등 다양한 대화 목표들을 통해 대화흐름을 관리하며, 사용자와의 대화에서 능동적으로 사용자의 관심사를 발견하여 자연스럽게 추천으로 이끌어내는 것을 최종 목표로 한다.

이러한 MG-CRS 에서는 대화 흐름관리를 위해 하위 목표를 활용하여 해당 목표에 맞는 응답을 생성함으로써 대화를 이어 나간다. 따라서 시스템의 응답 발화의 목표를 설정하는 것이 중요하며, 이러한 응답 발화의 목표설정은 사전에 정의된 목표를 예측하는

것으로 수행된다.

MG-CRS 에서 시스템의 응답 발화의 목표 설정을 위해 기존연구[2]는 BART [3]와 같은 시퀀스-시퀀스 언어모델을 통해 목표예측과 응답생성을 수행하고있었으며, 이를 위해 간단한 지시문의 프롬프트를 활용하였다.

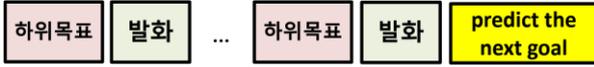
본 연구에서는, (그림 1)과 같은 MG-CRS 에서 널리 알려진 데이터셋[4]에서 목표 예측을 위해 보다 정교한 형태의 프롬프트를 적용할 것을 제안하며, 정교한 프롬프트에 따른 목표 예측 정확도 비교를 보인다.

Goal planning: QA about <Stolen life>, chitchat about Xun Zhou, recommending the movie <The message>, recommending <Don't cry, Nanking!>	
1.User:	你知道电影『生死劫』的主演是谁吗? (Who is the star of the movie <stolen life>?)
2.Bot:	是周迅哦。(It is Xun Zhou.)
3.User:	是我女神演的呀! (She is my goddess.)
4.Bot:	你真有眼光啊, 周迅是中国电视金鹰奖最受欢迎女演员呢。(You have good taste. Zhou Xun is the most popular actress in the Golden Eagle Award of China TV.)
5.User:	是呢, 我特别喜欢她的, 她的演技也很厉害。(I like her very much. She's very good at acting.)
6.Bot:	她还获得过亚洲电影大奖最佳女演员的, 演技是得到过国际认可的。(She also won the best actress of the Asian Film Awards. Her acting is internationally recognized.)
7.User:	嗯嗯, 反正她真的很优秀。(Anyway, she's really good.)
8.Bot:	那你要看看她演的《风声》吗? 该片具有精炼的人物, 波谲云诡的情节, 很好看哦! (Do you want to see her movie <The message>? It has refined characters and capricious plots.)
9.User:	可我现在更喜欢『刘若英』的电影!(But now I prefer Rene Liu's films!)
10.Bot:	那刘若英的《南京1937》你可以看看, 电影所展现的是一个导演对战争、对民族、对人性的思考。(You can see the movie <Don't cry, Nanking!>. It shows the director's thinking on war, nation, and human nature.)
11.User:	历史片吗? (It is historical film?)
12.Bot:	历史战争片。(Yes. It is historical war film.)
13.User:	那我肯定要看看了。(I will watch it!)
14.Bot:	嗯, 你肯定会喜欢的。(Sure, you will like it!)
15.User:	嗯, 谢谢你呀, 下次聊吧! (Thank you! See you later!)
16.Bot:	好的, 再见! (OK! Bye!)

(그림 1) DuRecDial 데이터셋

2. 제안 방법

기존연구에서는 (그림 2)과 같이 목표 예측을 위하여 모델입력으로 현재까지 사용자와 시스템 간 발화들과 하위목표들을 입력으로 제공하였으며, “predict the next goal”의 간단한 지시문을 입력의 마지막부분에 추가하여 제공하였다.



(그림 2) 기존 연구 모델 입력 프롬프트 형태

본 연구에서는 최근 자연어처리 분야에서 널리 사용되는 Instruction Prompt 를 (그림 3)와 같이 사용자와 시스템 간 발화임을 설명하는 해당하는 문구와 하위 목표들임을 설명하는 문구를 통해 입력의 구성에 대하여 설명하는 프롬프트를 추가하였다. [5]



(그림 3) 본 연구 모델 입력 프롬프트 형태

3. 사전 실험

실험 환경. MG-CRS 에서 널리 사용되는 DuRecDial 데이터셋 을 활용하여 실험을 진행하였다. 베이스라인 모델로는 언어모델을 통해 목표를 예측하는 UniMIND 모델을 활용하였다.

실험 방법. 본 실험에서는 기존의 UniMIND 모델에서 사용되던 (그림 2)와 같은 입력의 형태를 (그림 3)과 같이 보다 정교한 형태로 변경하여 목표예측 정확도를 측정하였다.

실험 결과. 실험 결과 <표 1>과 같이 기존연구에서의 목표예측 정확도에서 약 1%의 성능 향상을 확인할 수 있었다.

기존의 “predict the next goal” 형태의 프롬프트와 더불어 모델에게 입력의 구성에 대한 설명을 함께 제공하는 것의 효과를 볼 수 있었으며, 이를 통해 더 나은 목표 예측 정확도를 기록하였다. 또한, 더 나은 목표예측을 통해 생성된 최종 문장을 평가해본 결과 더 나은 품질을 <표 2>와 같이 정량적[6] 으로 평가할 수 있었다.

<표 1> 프롬프트에 따른 목표예측 정확도

	UniMIND	본연구
Precision	0.930	0.938
Recall	0.942	0.949
F1-score	0.932	0.939

<표 2> 목표예측 이후 응답생성 점수

	UniMIND	본연구
BLEU	0.473	0.514
F1-score	0.306	0.345

4. 결론 및 향후 연구

MG-CRS 연구를 위해 널리 사용되는 DuRecDial 데이터셋에서 목표 예측에 대하여 더 정교한 프롬프트를 사용할 경우 목표 예측 정확도 향상을 기록함을 보이며, 이러한 향상을 통해 대화 흐름에 적합한 응답을 생성할 것을 기대할 수 있었다.

향후 연구에서는 지시형 프롬프트 외에도 다양한 프롬프트 기법들을 적용하여 목표예측 정확도 향상과 이후 응답 생성에서 프롬프트 적용법에 대하여 연구해보고자 한다.

5. 사사문구

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] Li, Raymond, et al. "Towards deep conversational recommendations." Advances in neural information processing systems 31. 2018.
- [2] Deng, Yang, et al. "A Unified Multi-task Learning Framework for Multi-goal Conversational Recommender Systems." arXiv preprint arXiv:2204.06923. 2022.
- [3] Lewis, Mike, et al. "Bart: Denoising sequence-to-sequence pre-training for natural language generation, translation, and comprehension." arXiv preprint arXiv:1910.13461. 2019.
- [4] Liu, Zeming, et al. "Towards conversational recommendation over multi-type dialogs." arXiv preprint arXiv:2005.03954. 2020.
- [5] Geng, Shijie, et al. "Recommendation as language processing (rlp): A unified pretrain, personalized prompt & predict paradigm (p5)." Proceedings of the 16th ACM Conference on Recommender Systems. 2022.
- [6] PAPINENI, Kishore, et al. Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation. In: Proceedings of the 40th annual meeting of the Association for Computational Linguistics. p. 311-318. 2002.