

대화 데이터 증강에 기반한 도메인에 강건한 종단형 목적지향 대화모델

이기영^o, 권오욱, 김영길
한국전자통신연구원

leeky@etri.re.kr, ohwoog@etri.re.kr, kimyk@etri.re.kr

Domain-robust End-to-end Task-oriented Dialogue Model based on Dialogue Data Augmentation

Kiyoung Lee^o, Ohwoog Kwon, Younggil Kim
Electronics and Telecommunications Research Institute

요 약

신경망 기반 심층학습 기술은 대화처리 분야에서 대폭적인 성능 개선을 가져왔다. 특히 GPT-2와 같은 대규모 사전학습 언어모델을 백본 네트워크로 하고 특정 도메인 타스크 대화 데이터에 대해서 미세조정 방식으로 생성되는 종단형 대화모델의 경우, 해당 도메인 타스크에 대해서 높은 성능을 내고 있다. 하지만 이런 연구들은 대부분 하나의 도메인에 대해서만 초점을 맞출 뿐 싱글 모델로 두 개 이상의 도메인을 고려하고 있지는 않다. 특히 순차적인 미세 조정은 이전에 학습된 도메인에 대해서는 catastrophic forgetting 문제를 발생시킴으로써 해당 도메인 타스크에 대한 성능 하락이 불가피하다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 MultiWoz 목적지향 대화 데이터에 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 유사도에 기반하여 추가하는 데이터 증강 방식을 통해 사용자 입력 및 문맥에 따라 MultiWoz 목적지향 대화와 오픈 도메인 챗봇 대화를 함께 생성할 수 있도록 하였다. 또한 목적지향 대화와 오픈 도메인 챗봇 대화가 혼합된 대화에서의 시스템 응답 생성 성능을 평가하기 위하여 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 수작업으로 추가한 확장된 MultiWoz 평가셋을 구축하였다.

주제어: 대화처리, 종단형 대화모델, 데이터 증강

1. 서론

신경망 기반의 심층학습 기술은 언어처리 전반적인 분야에서 성능 향상을 가져왔다. 특히 대화처리 분야에서도 심층학습 기반의 다양한 방법론들이 발표되었으며, 최근에는 사전학습(pre-trained) 언어모델(language model)을 백본 네트워크로 하는 종단형(end-to-end) 대화모델(dialogue model)에 대한 연구가 진행되고 있다. 종단형 모델은 일반적으로 GPT-2 와 같은 사전학습 언어 모델을 다운스트림 타스크를 위한 학습데이터를 대상으로 미세조정(fine-tuning)함으로써 목표로 하는 타스크에 대한 성능을 얻는다 [1]. 특히 사전학습 언어모델을 MultiWoz¹⁾와 같은 목적지향 대화(task-oriented dialogue) 데이터를 대상으로 미세조정함으로써 해당 도메인 타스크에서 높은 성능을 얻는 종단형 대화모델들이 보고되었다 [2, 3, 4].

하지만, 이와 같은 방식으로 개발된 목적지향 대화모델은 미세조정 대화 도메인에 속하는 사용자 발화에 대해서는 문맥에 맞는 시스템 응답을 생성하지만, 해당 대화 도메인에 속하지 않는 사용자 발화에 대해서는 전혀 대처하지 못한다. 예를 들어, 사전학습 언어모델을 MultiWoz와 같은 목적지향 대화를 대상으로 미세조정하여 생성된 목적지향 대화모델은 중간 중간에 삽입될 수

도 있는 오픈 도메인 챗봇(open domain chitchat) 발화에 대해서는 적합한 시스템 응답을 생성하지 못한다. 표 1은 이와 같은 경우를 설명한다. 표 1은 [4]의 GPT-2 기반 UBAR 모델에서 미세조정을 위해 사용된 호텔 예약 이외의 오픈 도메인 챗봇 사용자 발화에 대해서 시스템이 생성한 응답을 보여준다. 표 1에서 볼드체로 표시된 마지막 사용자 발화는 호텔 예약과 관련없는 오픈 도메인 챗봇 발화이지만, 시스템은 이를 호텔 예약 도메인 발화로 간주하여 사용자 발화 문맥에 맞지 않는 호텔 예약 관련 응답을 생성한다.

표 1. 종단형 목적지향 대화모델의 비학습 도메인 발화 처리 예

```
User> I need a cheap hotel.
System> there are [value_choice] [value_price] [value_type]. Is there a particular area of town you would like to stay in?

User> I want to stay in the east.
System> [value_name] is a nice place. Would you like me to book it for you?

User> Yes, it's a nice day for a walk.
System> For how many and when?
```

이러한 문제를 해결하기 위해 다수의 도메인에 해당하

1) <https://github.com/budzianowski/multiwoz>

는 학습데이터를 순차적으로 미세조정하는 방법도 있지만 이러한 방법 역시 catastrophic forgetting 문제로 인해 이전에 학습한 도메인에 대해서는 좋은 성능을 얻기 힘들다 [5]. 또한 이러한 forgetting 문제를 해결하기 위해 residual adapter를 트랜스포머(Transformer) 레이어 최상단(top)에 두고 오리지널 가중치(weight)는 고정시킨채 adapter 파라미터만을 학습시키는 방법 등이 제안되었다 [6].

본 논문은 목적지향 대화 코퍼스인 MultiWoz의 학습코퍼스를 구성하는 각 대화에 문맥과 유사한 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 유사도에 기반하여 자동으로 추가하여 증강함으로써 MultiWoz 목적지향 대화 도메인 대화와 오픈 도메인 챗봇 대화를 학습시 함께 노출시킴으로써 각 도메인에 속하는 사용자 발화에 대해서 적합한 시스템 응답을 생성하는 방법을 제안한다. 또한 본 논문에서는 MultiWoz 평가셋을 확장하여 각 대화의 적합한 위치에 문맥에 맞는 오픈 도메인 챗봇 대화를 수동으로 추가한 평가셋을 새롭게 구축하였으며, 이를 대상으로 평가한 결과를 함께 제시한다.

2. 대화 데이터 증강(Dialogue data augmentation)

중단형 대화모델의 백본 네트워크로 사용되는 사전 학습 언어모델은 뛰어난 언어 생성 능력을 가지고 있다. 이러한 이유로 많은 다운스트림 태스크(downstream task) 모델들의 경우, 해당 태스크에 종속된 데이터를 대상으로 하는 미세조정 과정을 통하여 해당 태스크에서 뛰어난 성능을 얻는다. 하지만 다수의 태스크를 순차적으로 학습할 경우 catastrophic forgetting 문제로 인해 이전에 학습한 태스크에서는 성능 하락 문제가 발생한다. 본 논문에서는 하나의 대화모델로 목적지향 대화와 오픈 도메인 챗봇 대화를 가능하도록 하기 위해 MultiWoz 학습 데이터를 구성하는 각 대화의 임의의 위치에 해당 문맥에 적합한 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 유사도에 기반하여 자동으로 추가함으로써 기존 데이터를 증강하였다. 오픈 도메인 챗봇 대화를 추출하기 위해 사용된 대화 데이터는 DailyDialog²⁾ 데이터셋을 사용하였다. DailyDialog 데이터셋은 평균 8개 턴으로 구성된 13,118 대화로 이루어져 있다.

기존의 MultiWoz 목적지향 대화 데이터에 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 추가하기 위해 BM25 알고리즘에 기반하여 각 대화의 적합한 턴 위치에 해당 문맥과 어울리는 내용의 챗봇 턴을 자동으로 삽입하였다. 이 과정에선 새롭게 추가된 챗봇 턴의 ‘turn-domain’ 및 ‘dspn’ 정보는 ‘[chat]’ 값을 갖도록 구성하였고, 챗봇 턴에 불필요한 ‘constraint’ 값은 ‘nul’ 값을 갖도록 하였다.

그림 1은 오픈 도메인 챗봇 턴을 MultiWoz 학습 대화에 삽입되는 개념을 나타낸다. MultiWoz를 구성하는 각 대화의 최적 위치에 문맥에 유사한 챗봇 대화턴이 삽입될 수 있도록 BM25 알고리즘에 기반하여 greedy search 방식으로 최적턴을 검색하여 추가하였다.

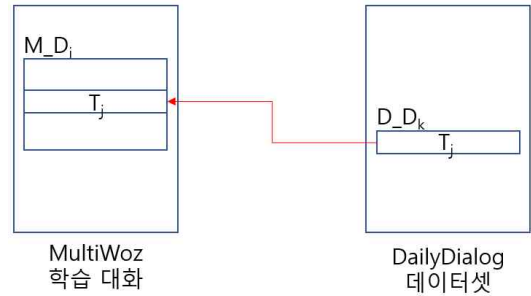


그림 1. MultiWoz 학습데이터 증강

표 2는 이와 같은 방식으로 자동으로 추가된 챗봇 대화턴을 포함하는 목적지향 대화의 일부 예를 보인다.

표 2. MultiWoz 2.0 기반의 증강된 평가셋

```

"user": "i was hoping to see local place -s while in cambridge . some entertainment would be great .",
"resp": "i got [value_choice] options . which side is okay for you ?",
"turn_domain": "[attraction]"

"user": "okay , i got it . you 're collecting souvenirs !",
"resp": "there you go . my friends expect me to bring home souvenirs .",
"turn_domain": "[chat]"

"user": "tit does n't matter . can i have the address of a good 1 ?",
"resp": "how about [value_name] , they are located at [value_address] .",
"turn_domain": "[attraction]"
    
```

3. 중단형 대화모델

본 논문에서는 중단형 목적지향 대화모델로서 UBAR 모델³⁾을 수정하여 사용하였다. UBAR 모델은 GPT-2를 백본 네트워크로 사용한다. 그림 2는 UBAR 모델에 domain 정보를 추가적으로 예측하도록 수정한 본 논문에서 사용한 수정 모델을 나타낸다. 제안하는 대화모델은 사용자 입력에 기반하여 대화 도메인을 먼저 예측한다. 이 결과에 따라서 예측된 도메인이 목적지향 대화 도메인일 경우, 기존의 히스토리 정보를 모두 사용하여 문맥(context)을 구성하고, 예측된 도메인이 오픈 도메인 챗봇 도메인일 경우, 문맥은 사용자 발화 문장만으로 구성하여 시스템 응답을 생성한다.

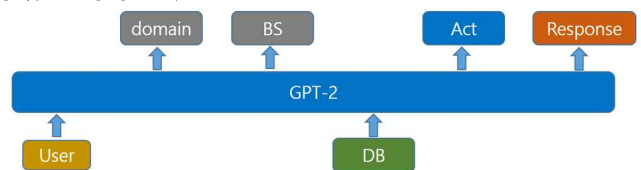


그림 2. 수정 UBAR 모델

2) <https://paperswithcode.com/dataset/dailydialog>

3) <https://github.com/TonyNemo/UBAR-MultiWOZ>

4. 평가셋 구축

본 논문은 목적 지향 대화 중에 발생할 수 있는 오픈 도메인 챗봇 대화에 대한 적절한 시스템 응답 생성을 목적으로 한다. 이를 평가하기 위해서는 오픈 도메인 챗봇 턴을 포함하는 목적지향 대화 평가셋이 필요하다. 하지만, 기존의 MultiWoz 2.0 평가셋은 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 포함하고 있지 않다. 따라서 본 논문에서는 목적 지향 대화와 오픈 도메인 챗봇 대화를 모두 평가하기 위하여 MultiWoz 2.0 평가셋을 대상으로 임의의 위치에 문맥과 어울리는 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 수작업으로 추가하였다. 표 3은 오픈 도메인 챗봇 대화턴이 추가된 확장된 MultiWoz 2.0 평가 데이터의 일부를 보여준다. 표 3은 평가셋에 새롭게 추가된 user(사용자)/resp(시스템발화)/turn_domain(도메인정보)을 중심으로 보여주며 그의 메타데이터는 생략되었다. 표 3에서 사용자와 시스템 간의 볼드체로 표현된 네 번째 발화는 증강된 오픈 도메인 챗봇 대화를 보여준다.

표 3. MultiWoz 2.0 기반의 증강된 평가셋

<pre> "user": "i am leaving on sunday . i would like to arrive before 20:30 .", "resp": "the latest train that will arrive before 20:30 would be train [value_id] . it departs at [value_leave] and arrives at [value_arrive] . would that work for you ?", "turn_domain": "[train]" "user": "not right now but can you tell me the travel time for this train ?", "resp": "[value_time] is the travel time", "turn_domain": "[train]" "user": "i hate traveling for a long time .", "resp": "chill down , traveling by car takes more time .", "turn_domain": "[chat]" "user": "thank you ! i am also looking for a place to stay . i would like a guest house that include -s free wifi .", "resp": "i have found [value_choice] [value_type] with wifi . would you like to further specify your request , for example by price , star rating , or location ?", "turn_domain": "[hotel]" </pre>
--

5. 실험

5.1 데이터셋

MultiWoz 2.0 데이터셋은 호텔, 레스토랑, 택시, 기차, 어트랙션(attraction)의 5개 도메인으로 구성된 대화코퍼스이다. 총 10,000 개의 대화로 구성되어 있으며, 이중 3,406 대화는 단일 도메인 대화이며, 7,032 대화는 멀티 도메인 대화이다.

본 논문에서 목표로 하는 오픈 도메인 챗봇 대화에 대한 응답 생성이 가능한 종단형 목적지향 대화모델의 학습 및 평가는 기존의 MultiWoz 2.0 데이터셋에 기반하여 자동 및 수동으로 챗봇 턴을 추가하여 증강하였다. 2절에서 설명한 바와 같이 BM25 알고리즘에 기반하여 MultiWoz 학습 데이터의 각 대화에 DailyDialog 오픈 도메인 챗봇 대화를 한 턴씩 추가하였다. 평가셋은 4절에서 언급한 바와 같이 수작업으로 문맥에 맞는 챗봇 대화턴을 평가셋 대화의 적절한 위치에 추가하였다. 표 4는 학습 및 평가에 사용한 대화 통계를 나타낸다.

표 4. 학습 및 평가를 위한 데이터셋(MultiWoz 2.0)

	train	dev	modified test
대화 수	8,000	1,000	1,000

5.2 실험 결과

표 5는 데이터 증강(augmentation) 및 도메인 예측에 기반하여 MultiWoz 2.0 목적지향 대화에 오픈 도메인 챗봇 대화턴이 추가되어 확장된 MultiWoz 2.0 평가셋에 대한 평가 결과를 나타낸다.

표 5. 확장된 MultiWoz 2.0 평가셋에 대한 실험 결과

	Inform	Success	Bleu
baseline	90.35	76.46	13.50
GPT-2, 대화턴 임의 증강	90.62	75.04	13.86
GPT-2, 유사도 기반 증강	91.95	78.41	14.16

Inform rate은 사용자와의 대화를 통해 시스템이 제공한 엔티티값의 정확성을 나타내고, Success rate은 사용자가 요청한 슬롯값(slot value)을 얼마나 올바르게 응답했는지를 나타낸다 [7]. 표 5에서 baseline 모델은 GPT-2에 기반 UBAR 모델을 학습 코퍼스 증강 없이 증강된 평가셋에 대한 평가 결과를 나타낸다. “GPT-2, 대화턴 임의 증강” 및 “GPT-2 유사도 기반 증강” 모델은 두 모델 모두 GPT-2를 기반으로 하였지만 학습 코퍼스 증강시 임의로 대화턴을 추가하였는지 또는 BM25 알고리즘에 기반하여 유사도를 고려하여 증강하였는지에 차이가 있다.

실험 결과 GPT-2를 백본 네트워크로 사용하고 유사도에 기반하여 학습 코퍼스를 증강한 모델의 성능이 상대적으로 좋을 수 있다.

표 6의 예는 GPT-2 기반의 문맥 유사도 기반 대화턴 증강 모델의 사용자 입력에 대한 시스템 발화 생성을 나타낸다. 표 6에서 볼드체의 오픈 도메인 챗봇 사용자 발화에 대해서 시스템은 비교적 문맥에 적합한 발화를 생성하고 다시 원래의 목적지향 대화로 복귀함을 볼 수 있다.

표 6. 증강된 학습코퍼스를 사용한 종단형 목적지향 대화모델의 오픈 도메인 챗봇 발화 처리 예

```
User> I need to book a hotel in the east.
System> i have [value_choice] options for you. do
you have a price range in mind?

User> a cheap hotel.
System> i have [value_choice] [value_type]
available. would you like to book?

User> yes please.
System> how many people and what day would you
like to book?

User> Hey, It is a nice day for a walk.
System> thank you. this is a nice day for you.

User> thank you
System> would you like me to book it for you?
```

6. 결론

사전학습 언어모델을 백본 네트워크로 사용하면서 다운스트림 태스크 데이터를 대상으로 미세조정을 수행함으로써 언어처리 분야의 다양한 태스크들에 대한 모델 성능이 대폭 향상되었다. 하지만 이러한 미세조정 기반의 모델들은 catastrophic forgetting 문제로 인해 마지막으로 학습한 태스크를 제외하고는 좋은 성능을 내기 어렵다.

대화처리 분야에서도 목적지향 대화로 구성된 MultiWoz 대화 데이터를 대상으로 미세조정을 수행한 종단형 대화모델이 기존의 파이프라인 방식의 대화모델에 비해 좋은 성능을 내고 있다. 하지만 이렇게 생성된 종단형 목적지향 대화모델의 경우, 뛰어난 언어 생성 능력을 가진 GPT-2를 백본 네트워크로 사용함에도 불구하고, 최종 학습된 목적지향 도메인 대화 이외의 오픈 도메인 챗봇 도메인 대화에 대해서는 올바른 시스템 응답을 생성하지 못한다.

본 논문에서는 MultiWoz 2.0 학습 대화에 DailyDialog 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 유사도에 기반하여 자동으로 추가함으로써 학습 데이터를 증강하였으며, 이러한 혼합 도메인 대화의 올바른 평가를 위해 MultiWoz 2.0 평가셋을 구성하는 각 대화에 수작업으로 문맥에 맞는 오픈 도메인 챗봇 대화턴을 추가하여 새롭게 수정된 평가 데이터를 구축하였다. 실험 결과, 기존의 MultiWoz 2.0 평가 데이터를 증강한 평가셋을 사용함으로써 유의미한 결과를 얻을 수 있었다. 향후에는 데이터 증강을 넘어서 싱글 대화모델에서 다양한 도메인의 대화를 처리할 수 있는 모델 연구에 집중할 계획이다.

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] Paweł Budzianowski and Ivan Vulić, "Hello, It's GPT-2 - How Can I Help You? Towards the Use of Pretrained Language Models for Task-Oriented Dialogue Systems," arXiv preprint arXiv:1907.05774, 2019.
- [2] Ehsan Hosseini-Asl, Bryan McCann, Chien-Sheng Wu, Semih Yavuz and Richard Socher, "A simple language model for task-oriented dialogue," arXiv preprint arXiv:2005.00796, 2020.
- [3] Baolin Peng, Chunyuan Li, Jinchao Li, Shahin Shayandeh, Lars Liden and Jianfeng Gao, "SOLOIST: Few-shot Task-Oriented Dialog with A Single Pre-trained Auto-regressive Model," arXiv preprint arXiv:2005.05298, 2020.
- [4] Yunyi Yang, Yunhao Li and Xiaojun Quan, "UBAR: Towards Fully End-to-End Task-Oriented Dialog Systems with GPT-2," arXiv preprint arXiv:2012.03539, 2020.
- [5] Michael McCloskey and Neal J Cohen, "Catastrophic interference in connectionist networks: The sequentail learning problem," Psychology of learning and motivation, vol. 24, pp.109-165, 1989.
- [6] Andrea Madotto, Zhaojiang Lin, Zhenpeng Zhou, Seungwhan Moon, Paul Crook, Bing Liu, Zhou Yu, Eunjoon Cho, Pascale Fung and Zhiguang Wang, "Continual Learning in Task-Oriented Dialogue System," Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp.7452-7467, 2021.
- [7] Tomáš Nekvinda and Ondřej Dušek, "Shades of BLEU, Flavours of Success: The Case of MultiWoz," Proceedings of the 1st Workshop on Natural Language Generation, Evaluation, and Metrics (GEM 2021), pp34-46, 2021.