

Application of DialoGPT for Customized Chatbots

Yubin Cho^{1*}, Hyunwoo Yu^{2*}, Moon-Ryul Jung^{3†}

¹ Department of Artificial Intelligence, Sogang University, Seoul, 04017, Republic of Korea

² Department of Electronic Engineering, Sogang University, Seoul, 04017, Republic of Korea

³ Department of Art Technology, Sogang University, Seoul, 04017, Republic of Korea
dbqls1219@sogang.ac.kr, hyunwoo137@sogang.ac.kr, moon@sogang.ac.kr

Abstract

최근 transformer 구조를 기반으로 한 open-domain dialog model들(e.g. GPT-2, DIALOGPT)은 인간과 유사한 response를 generation 하는 방향으로 학습 및 평가를 진행해 왔다. 반면 이를 응용한 user-personalized natural language generation model은 특정 character에 대해 fine tuning하는 기법을 사용하여 customize chatbot으로 다양한 application에 적용될 수 있다. 본 논문에서는 customized character chatbot을 생성하기 위해 유명 미디어 콘텐츠에 등장하는 character들의 script dataset을 이용하여 fine-tuning하는 방법을 사용한다. 이를 통해 customized character chatbot을 생성하고 이에 대한 inference를 수행하여 qualitative results를 보여준다.

1. Introduction

자연어를 이용하여 자유롭게 대화하는 dialogue generation task는 다양한 서비스 및 application에 적용될 수 있다. 따라서 dialogue generation은 artificial intelligence 분야에서 매우 challenging한 과제이다.

최근 GPT-2와 같은 end-to-end system 기반의 딥러닝을 적용한 방법은 dialogue generation 분야에서 크게 성공을 거두고 있다. 이는 transformer architecture를 사용하고, large dataset에 대해서 large-scale pre-training을 수행하는 방식을 사용한다. 이러한 architecture 및 training 방법은 textual data의 long-term dependencies를 capture할 수 있음을 실험적으로 보여준다. 또한 언어적으로 유창하고, 어휘적인 다양성을 가지며 content가 풍부한 response를 generation한 결과를 보인다.

이러한 response generation은 자연스러운 인간과의 대화와 유사할 수 있도록 하는 것이 궁극적인 목표이다. GPT-2의 성공에도 불구하고 여전히 인간의 대화는 본질적으로 잠재적인 응답의 범위가 더 다양하다는 문제가 존재한다. 예를 들어 실제 비공식적인 text chatting에서 벌어지는 대화는 종종 약어 또는 구문/어휘적인 오류를 포함하기도 한다. DialoGPT는 autoregressive (AR) language model을 기반으로 하고 있으며, transformer layer를 사용하여 architecture를 구성하였다는 점에서 GPT-2와 같다. 그러나 DialoGPT는 GPT-2와는 달리 Reddit discussion chain이라는 web dialogue text에서 추출한 대규모 dialogue pair/session dataset을 사용한다. 이는 데이터셋에 존재하는 pair를 이용해 더 세밀한 대화 흐름에서 $P(\text{target}, \text{source})$ 의 joint distribution

을 capture할 수 있다고 가정한다. 이 방법을 통해 위에서 언급한 문제를 개선하여 automatic 및 human 평가에서 state-of-the-art 성능을 보인다.

지금까지는 가장 인간스러운 대화를 생성하기 위한 것을 목표로 학습 및 성능 평가를 한 반면, 본 논문에서는 특정한 character에 대해 customize된 chatbot을 생성하는 것을 목표로 한다. Customize chatbot은 user-personalized natural language generation model로 활용되어 다양한 플랫폼 서비스 및 상담 서비스와 관련된 다양한 application에 적용될 수 있다. 본 논문에서는 DialoGPT로 pre-trained된 모델을 기반으로 애니메이션 'Rick and Morty'와 영화 'Harry Potter'의 script dataset들을 사용하여 fine-tuning을 진행하였다. 이를 통해 유명 만화 또는 영화에 등장하는 character로 customize된 dialogue generation model을 제안하며, 관련 qualitative results를 보여준다.

2. Related Works

2.1 GPT-2

BERT나 RoBERTa처럼 masked language modeling을 사용하여 학습하는 pretrained language model들과 달리, GPT와 GPT-2는 causal language modeling을 사용하여 학습하는 pretrained language model이다. GPT는 multi-layer transformer 구조를 기반으로 하며 GPT-2는 unsupervised multi-task pretraining objective를 통해 GPT 모델을 확장했다. Inference 과정에서 GPT-2는 원하는 task를 해결하기 위해 settings를 task-conditioning 방식으로 처리하여 parameter나 model의 구조 변화 없이 zero-shot task를 수행한다.

2.2 DialoGPT

DialoGPT는 Reddit 커멘트에서 추출된 대화로 학습된 모델이다. DialoGPT는 GPT-2와 같은 transformer 기반 구조로 self-attention mechanism을 사용하여 long-term dependency information을 보존 되도록 해서 content consistency를 향상시켰다. 또한, 세밀한 대화 흐름에서 target sentence와 source sentence의 joint distribution을 학습했다.

3. Applications of DialoGPT

이 section에서는 우리가 시도한 application에 대해서 설명한다.

3.1 Customized Character Chatbots

우리는 DialoGPT의 어플리케이션으로 customized character chatbot을 소개한다. Customize chatbot은 애니메이션

*These authors contributed equally.

†Corresponding author.

Role	Response
User	Who are you?
Rick	A musician, I'm not a musician, but I'm pretty close to you.
User	What kind of musician are you?
Rick	Who cares? I'm a musician.
User	Ok, play a song for me.
Rick	Shut up and listen to me, Morty. Listen to me. Listen! I'm the leader of a bunch of different death worlds, and I'm just trying to assemble a band. I'm gonna make this one-piece, and you're gonna be part of it.
User	Hey, go get me a burger.
Rick	Whoa, whoa, hold on a second, let's not get crazy. This is gonna be good.
User	I'm hungry! c'mon, buy me a burger or better two.
Rick	Holy crap.
User	no crappy burger, a good one!
Rick	What the hell?
User	Don't be so bad, feed me.
Rick	I'll be back as fast as I can, Morty.
User	Good boy, and don't forget ketchup and fries.
Rick	!!!!!!

Table 1: Examples of multi-turn dialogues with Rick chatbot.

또는 영화의 character들의 대화로 이루어진 script dataset을 기반으로 DialoGPT 모델을 fine-tuning하여 학습된다. Script의 각 대사 뒤에는 화자가 대사를 마쳤을 때를 나타내는 특수 토큰인 [end-of-text]를 추가하여 dialog turn을 구분짓는다. 이러한 여러 dialog turns를 concatenate하여 하나의 long text x_1, \dots, x_N (N 은 sequence의 length)를 만들고 이것이 하나의 dialogue section을 구성하게 된다.

DialoGPT 모델은 GPT-2 architecture를 기반으로 학습된 모델이다. Autoregressive(AR) language model인 GPT-2는 input으로 연속되는 대화인 dialogue context를 받아 뒤에 올 response를 예측한다. 그런 다음, 앞서 예측된 response는 이전 context에 추가되어 다음 response를 예측하기 위한 새 context로 feedback된다. GPT-2는 causal language modeling(CLM)방식으로 학습되므로 objective function은 다음과 같다.

$$p(T|S) = \prod_{n=m+1}^N p(x_n|x_1, \dots, x_{n-1}) \quad (1)$$

우리는 이전 dialogue context(source sentence)를 $S = x_1, \dots, x_m$ 로 정의하고, ground truth response(target sentence)를 $T = x_{m+1}, \dots, x_N$ 로 정의한다. Multi-turn dialogue session T_1, \dots, T_K 에 대하여 식 (1)은 $p(T_K, \dots, T_2|T_1)$ 로 볼 수 있고, 이는 conditional probabilities $p(T_i|T_1, \dots, T_{i-1})$ 를 product한 것과 같다. 즉, $p(T_K, \dots, T_2|T_1)$ 을 최적화하는 것은 모든 source-target pair의 $p(T_i|T_1, \dots, T_{i-1})$ 를 최적화하는 것과 같다.

4. Experiments

4.1 Implementation Details

모든 학습은 PyTorch로 실행시켰다. 모든 customized character chatbots는 사전 학습된 DialoGPT-small 모델을 기반으로 한다. 이 모델의 configuration은 Table 2과 같다. Chatbot은 하나의 GPU에서 batch size 4로 5 epochs 학습시켰다. Optimizer는 AdamW를 사용하였으며 learning rate는 $5e-5$ 로 설정하였다.

Params	Layers	Heads	D_{emb}	Vocab
117M	12	12	768	50257

Table 2: Customized Character Chatbot configurations.

4.2 Datasets

Rick and Morty Script Dataset. 애니메이션 "Rick and Morty"는 시니컬한 천재 과학자 Rick과 그의 덜떨어진 손자 Morty의 차원간 모험 이야기를 다루는 코미디 SF 시리즈이다. 이 애니메이션은 어른들을 위한 애니메이션으로 욕설, 비속어가 포함되어 있고 폭력적이고 잔혹한 묘사와 풍자적인 블랙 코미디스러운 내용도 들어있다. 우리가 사용한 Rick and Morty script는 주로 Rick과 Morty의 대화로 구성되어 있으며, 총 1906개의 대사를 포함한다. Dataset은 이전의 7개의 context turn과 다음에 올 하나의 response로 구성하여 train 및 evaluation을 진행하였다.

Star Wars Script Dataset. 영화 "Star Wars"는 생명에 의해 창조된 에너지인 포스를 자신의 힘으로 다루는 선한 세력과 악한 세력이 우주에서 대결하는 SF 시리즈 영화이다. 우리가 사용한 Star Wars script는 Luke, Vader, Yoda 등 주요 등장인물들의 대화로 구성되어 있으며, 총 2523개의 대사를 포함한다. Dataset은 Rick and Morty script dataset과 동일하게 이전의 7개의 context turn과 다음에 올 하나의 response로 구성하여 train 및 evaluation을 진행하였다.

4.3 Generation of Dialogues with Rick Chatbot

Table 1에서 Rick chatbot으로 생성한 두 가지 dialogues samples를 보여준다. 생성된 Rick의 대사를 보면, 비속어를 출력하기도 하며 Rick and Morty 애니메이션의 캐릭터 Rick의 성격에 맞춰서 response를 생성했다. Table 1의 첫번째 sample에서 마지막 Rick의 대사처럼 4문장으로 구성된

Role	Response
User	How are you?
SWbot	I'm here to rescue you. I...I never doubted you for a second.
User	I trust you, too. Please save me.
SWbot	Your Highnessness, we must go beyond the energy shield.
	The energy shield will be deactivated when our scanners are back.
User	Let's hurry up!!!
SWbot	We're almost there!
User	What happned?
SWbot	I just lost my starboard engine.
User	This is a big deal.
SWbot	I'm sorry.
User	Get set up for your attack run.
SWbot	I don't know. What are you talking about? We're on our way.
User	How long do you think it'll take?
SWbot	About three or four minutes.
User	All right, let's hang in there a little longer.
SWbot	!!!,!!?!!

Table 3: Examples of multi-turn dialogues with Star Wars chatbot (SWbot).

긴 response도 생성하는 것을 확인할 수 있다.

4.4 Generation of Dialogues with Star Wars Chatbot

Table 3에서 Star Wars chatbot(SWbot)으로 생성한 두 가지 dialogues samples를 보여준다. 생성된 SWbot의 대사를 보면, 우주와 관련된 대사를 출력하거나 전투 상황을 나타내는 표현을 생성하는 등 Star Wars의 세계관과 관련된 response가 생성되는 것을 확인할 수 있다.

5. Conclusion

본 논문에서는 customized character chatbot을 생성하기 위해 대규모 dataset에서 pretrain된 DIALOGPT를 기반으로 특정 character dataset에 fine tuning하여 학습하는 방법을 사용한다. Customize된 character는 애니메이션 'Rick and Morty'와 영화 'Star Wars'에 대해서 실험을 진행하였으며, 관련 qualitative results를 통해 character와 matching되는 response가 생성된 결과를 확인할 수 있다. 이를 통해 사용자가 원하는 임의의 dialogue datasets를 기반으로 DIALOGPT를 학습시켜 흥미로운 virtual character chatbot을 생성하여 다양한 application에 적용할 수 있음을 시사한다.

References

Conneau, A.; and Lample, G. 2019. Cross-lingual language model pretraining. *Advances in neural information processing systems*, 32.

Devlin, J.; Chang, M.-W.; Lee, K.; and Toutanova, K. 2018. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.

Gao, X.; Zhang, Y.; Galley, M.; Brockett, C.; and Dolan, B. 2020. Dialogue response ranking training with large-scale human feedback data. *arXiv preprint arXiv:2009.06978*.

Radford, A.; Narasimhan, K.; Salimans, T.; Sutskever, I.; et al. 2018. Improving language understanding by generative pre-training.

Radford, A.; Wu, J.; Child, R.; Luan, D.; Amodei, D.; Sutskever, I.; et al. 2019. Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI blog*, 1(8): 9.

Zhang, Y.; Sun, S.; Galley, M.; Chen, Y.-C.; Brockett, C.; Gao, X.; Gao, J.; Liu, J.; and Dolan, B. 2019. Dialogpt: Large-scale generative pre-training for conversational response generation. *arXiv preprint arXiv:1911.00536*.

Zhuang, L.; Wayne, L.; Ya, S.; and Jun, Z. 2021. A robustly optimized BERT pre-training approach with post-training. In *Proceedings of the 20th Chinese National Conference on Computational Linguistics*, 1218–1227.