

KoBERT, KoGPT2를 이용한 이전 대화에서 추출한 문장 정보 기반 감성 문장 생성

민정서, 최보석, 한승진*

국민대학교

*min010724@kookmin.ac.kr, *chlqhtjr752@kookmin.ac.kr *gkstmdwls1999@gmail.com

Generation of Emotional Sentence Based on Extracted from Previous Conversation Using KoBERT and KoGPT2

Gyeong Seo Min*, Boe Seok Choi*, Seung Jin Han*

College of Computer Science, Kookmin University.

요약

이전의 챗봇이 대화 주제에 관해 생성한 응답 문장은 사용자에게 큰 공감을 형성시키기 어렵다. 이러한 형태의 챗봇은 사용자가 이전에 대답하였던 주제에 대해 공감하지 못하여 사용자가 이질감을 느끼기 때문이다. 따라서 챗봇은 사용자의 입력문장이 들어오면 입력문장의 감정을 인식할 때, 대화 내용에서 주 키워드를 추출하여, 해당 키워드에 관한 사용자의 감정을 기억하는 작업이 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 다음과 같은 구조를 제시한다. KoBERT 모델을 사용하여 사용자의 입력 문장의 감정을 분석하고 키워드 추출 모델을 사용해 해당 입력 문장의 감정의 대상이 되는 키워드를 추출해 해당 문장의 감정 레이블링 값과 함께 저장한다. 이후 입력문장에서 키워드가 이미 대화에 등장한 적이 있다면, 해당 키워드의 저장된 감정 레이블을 가져와, 입력받은 문장과 관련 감정 레이블 값을 KoGPT2 모델에 입력하여 응답 문장을 생성한다. 결과적으로 이러한 모델 구조가 입력문장에 대해 더욱 자연스러운 응답을 끌어 낼 수 있는 것을 확인할 수 있었다.

I. 서론

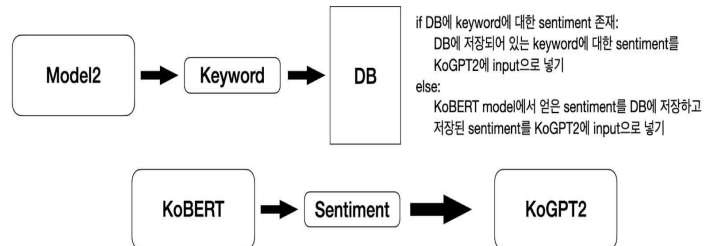
이전의 챗봇이 대화 주제에 관해 생성한 응답 문장은 사용자에게 큰 공감을 형성시키기 어렵다. 이러한 형태의 챗봇은 사용자가 이전에 대답하였던 주제에 대해 공감하지 못하여 사용자가 이질감을 느끼기 때문이다. 예를 들어 챗봇에 ‘나는 강아지를 싫어해’와 같이 사용자가 ‘강아지’라는 대상에 대해 부정적인 감정을 표현하는 문장을 입력하고, 이후 ‘가족들이 강아지를 키우자고 한대’와 같은 문장이 들어오면, 이전 대화를 반영하지 못한 문장이 출력될 것이다. 그래서 이러한 점을 개선하기 위해 챗봇이 사용자의 감정을 공감해주고 지속적인 대화를 이어 갈 수 있도록 하는 연구가 필요하다고 판단하였다. 이를 위해 본 논문에서는 다음과 같은 틀 구조를 제안한다.

구조는 그림 1과 같이 세 가지 모델로 구성되어있는 데, 각각의 모델에 대한 설명은 다음과 같다. 첫 번째 모델은 한국어 자연어 처리에 특화된 KoBERT(Korean Bidirectional Encoder Representations from Transformers)를 사용하여 말뭉치에 대해 감정 레이블링을 수행한다. 두 번째 모델에서는 키워드 추출을 위해 입력된 문장에서 꼬꼬마(Kkma) 형태소 분석을 통해 KNU감정사전에 매칭 될 수 있게 만들어준다. 이후 분석된 형태소 단위의 단어들 중 감정사전에 매칭된다면, 그 단어를 감정단어라고 판단하고 의존 관계 분석을 수행한다. 그중 명사 키워드만 추출하여 이를 저장한다. 마지막으로 세 번째 모델은 저장된 키워드의 감정 레이블 값을 입력 데이터의 감정 레이블 값에 반영한 데이터를 입력으로 SKT-AI가 개발한 모델인 KoGPT2(Korean Generative Pre-Trained Transformer 2)을 통해 응답 문장을 생성한다.

이러한 세 개의 모델을 통해 만약 사용자의 문장이 감성 문장이라고 판단하면, 해당 문장에서 감정을 나타내는 단어가 영향을 주는 키워드를 추출한다. 만약 추출된 키워드가 해당 문장에 존재할 시 키워드에 관한 감정 레이블을 참고해서 문장을 생성하도록 한다. 우리는 이러한 모델구조를

통해 구축된 챗봇 시스템이 사용자에게 맞춤형된 응답 문장을 생성하여 사용자가 챗봇과의 대화에 몰입할 수 있을 것이라 기대한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 모델 구조에서 각각의 모델의 역할과 학습 방법에 관해 기술하고 3장에서는 결론 및 향후 계획에 관해 서 기술한다.



<그림1. 세가지 모델 구조>

II. 본론

본 논문에서는 총 세 가지의 모델들을 활용하여 챗봇이 실제로 사용자의 감정을 공감해주고 지속적인 대화를 이어 갈 수 있도록 한다.

KoBERT 모델은 한국어 위키 5백만 문장과 한국어 뉴스 2천만 문장을 Pre-trained시켰다. 본 연구에서는 pre-trained된 KoBERT model을 fine-tuning하여 사용하였다. fine-tuning 할 때 사용한 데이터는 AI Hub 개방 데이터 중 감성 대화 말뭉치에서 약 12만 개, AI Hub 외부 데이터 중 한국어 감성 정보가 포함된 단발성 대화 약 38000개, 한국어 감성정보 연속적 대화 약 5만 개이다. 총 약 21만개의 데이터를 사용하였다.

데이터에서 문장과 감정만을 추출해 하나의 데이터프레임으로 만든 후, [공포, 불안](0), [놀람, 당황](1), [분노](2), [슬픔](3), [충동](4), [행복](5), [혐오](6)의 7개의 감정레이블로 분류한다. 이중 랜덤으로 선택하여 train dataset의 개수는 172047 개이고 test dataset의 개수는 43012 개를 사용

하였다. 테스트를 결과, fine-tuning한 모델이 정확도 0.807% 로의 결과를 확인할 수 있다. 표 1의 왼쪽 표는 문장과 문장에 따른 감정 label의 학습 데이터 예시이고 오른쪽 표는 학습된 모델에 문장을 넣고 감정을 예측한 테스트 데이터의 예시이다.

Sentence	Emotion		Sentence	Emotion
아내가 드디어 출산을 하게 되어서 정말 신이 나	5(행복)		나는 너무 행복해	5(행복)
당뇨병 합병증 때문에 먹어야 할 약이 열 가지가 넘어가니까 스트레스야	0(공포, 불안)		친구 남편이 갑자기 심장마비로 떠났어	3(슬픔)
고등학교에 올라오니 중학교 때보다 수업량 갑자기 여러 가지서 당황스러워	1(놀람, 당황)		아내가 저혈압으로 쓰러졌어 아내에게 아무것도 못 해주 는 나 자신에게 화가 나	2(분노)
간접 흡연이 얼마나 안좋은데	2(분노)		배가 너무 아파서 응급실을 갔어	1(놀람, 당황)

<표1. KoBERT 감정 추출>

키워드를 추출은 먼저 문장에서 감정 단어를 분석한 후, 감정단어라 판단되어지는 단어에 대해 의존관계 분석을 통해 관련 단어들을 추출하는 과정으로 이루어진다. 이를 위해 KNU 감성 사전[4]과 KoalaNLP[5] 한국어 자연어 처리 분석기를 사용하였다. KNU 감성 사전은 군산대학교 소프트웨어 융합 공학과 에서 개발하였고, 국립국어원 표준 국어 대사전의 뜻풀이 분석을 통한 긍정, 부정을 추출하여, 인간의 보편적인 감정 표현을 수치화 할 수 있게 한 것이다. KoalaNLP는 한국어 자연어 처리를 수행하는데 있어 사용하기 간편하고 다양한 함수를 제공한다. 그중 꼬꼬마(Kkma)[6] 한국어 형태소 분석기 및 의존관계 분석기는 수행되는 분석 결과 에서 여러 측면에서 어느 정도 준수한 성능을 보여 이를 사용해 문장의 분석을 수행하였다. 분석 방법은 문장 내에 존재하는 모든 형태소단위의 명사 혹은 동사에 대해 감성 사전에 존재하는지 확인한 후 만약 존재할 시 해당 형태소단위 단어를 가져온다. 이후 꼬꼬마 의존 구조 분석기를 사용하여 가져온 감정단어를 기준으로 하여 문장 내에 의존관계를 분석해 그 단어와 가장 관련 있는 키워드를 추출한다.

이때 형태소 기반의 감성 단어를 추출할 때 형태소가 ‘싫어하’, ‘슬프’와 같이 감정 사전에 존재하지 않는 형태의 단어일 경우, 뒤에 ‘다’를 붙임으로써 감정 사전에 존재하는 형태로 바꿔서 작업을 수행 하였다. 의존 관계 분석에서는 감성 단어와 의존 관계를 맺는 모든 명사 및 동사에 대해 뒤에 붙는 조사를 통해 의미역을 분석하고 필요한 의미역만을 추가하여 이를 추출하게 하였다. 표 2는 문장을 분석하고 감성 단어를 추출한 예시이다.

Sentence	Senti word	Keyword
나는 너의 그런 행동을 싫어해...	감성단어 : 싫다	키워드 : 너, 행동
우리집 강아지를 제일 좋아해.	감성단어 : 좋아하다	키워드 : 우리집, 강아지
너는 그 일을 하는게 행복한거야.	감성 단어 : 행복하다	키워드 : 그, 일, 하다
너가 어제 늦어서 때문에 그가 화났어..!	감성단어 : 화	키워드 : 늦다, 어제
그는 친구를 잃은 슬픔에 힘들어 하더라	감성단어 : 슬픔	키워드 : 친구, 잃다

<표 2. 키워드 추출 예시>

문장 생성은 KoGPT2(Korean Generative Pre-trained Transformer 2) 모델을 활용해 입력받은 문장에 대한 응답 문장을 생성한다. KoGPT2 모델은 40GB 이상의 텍스트로 사전학습을 진행했기 때문에 본 논문에서는 Fine-Tuning만 진행한다. Fine-Tuning 단계에서는 AI Hub와 미디어젠에서 제공해주는 데이터를 사용한다. 응답 문장 생성을 위한 학습을 진행하기 위해 데이터를 ‘사람문장’, ‘시스템응답’, ‘감정레이블 형식’으로 처리해준다. 예를 들어, 하나의 대화 데이터에서 [‘새로운 상사와 잘 지낼 수

있을 것 같아.’, ‘상사와의 관계에 자신이 있으시군요.’, ‘나와 취미가 잘 맞거든.’, ‘어떤 취미가 같나요?’, ‘축구를 좋아해.’, ‘잘 지내시길 바랄게요.’, ‘기쁨’]과 같이 6번의 대화 문장과 해당 문장에 대한 감정 레이블로 구성되어 있다면 [‘새로운 상사와 잘 지낼 수 있을 것 같아’, ‘상사와의 관계에 자신이 있으시군요.’, ‘기쁨’], [‘나와 취미가 잘 맞거든’, ‘어떤 취미가 같나요?’, ‘기쁨’], [‘축구를 좋아해’, ‘잘 지내시길 바랄게요.’, ‘기쁨’]과 같이 처리하여 총 224,568개의 KoGPT2의 Fine Tuning을 위한 학습 데이터를 생성한다. 이후 생성된 연속적 문장 데이터를 KoGPT2에 입력한다.

문장 생성의 평가 방식은 정성적 평가 방식으로, 평가 항목은 생성된 문장이 입력된 문장과 감정에 대해 일관되는지와 문맥에 맞는지에 대한 자연스러움 2가지이다. 평가 대상은 KoGPT2 모델이 테스트 모델 10,000개 중에서 입력된 문장에 대한 감정 레이블링이 되지 않은 채로 입력을 받았을 때와 학습된 감정추출 모델을 통해 감정 레이블링이 된 채로 입력을 받았을 때 각각의 생성된 문장들 중 랜덤으로 200 쌍을 지정하여 평가자 3명이 평가하며 각각의 생성된 문장에 대해 1~5점으로 평가한다. 결과적으로 감정 레이블링을 하지 않은 경우 평가자 1, 평가자 2, 평가자 3 각각 2.815, 2.766, 2.91 점으로 평균은 2.83점으로 측정되었고 감정 레이블을 한 경우 각각 3.665, 3.705, 3.71 점으로 평균은 3.693점으로 측정되었다. 이를 통해 KoBERT를 통해 감정 레이블링이 된 데이터를 통해 생성된 문장이 감정 레이블링이 되지 않은 문장에 비해 약 30% 더 높은 평가를 받았다고 볼 수 있다. 표 3은 감정 레이블링이 되지 않은 경우와 감정 레이블링이 된 경우의 생성된 응답 문장의 예시이다.

질문	감정 레이블링 되지 않은 경우	KoBERT를 통해 감정 레이블링 된 경우
지금은 건강하지만 나중에 아프게 되면 걱정인데 죽음 이후에 사후세계가 있을까?	나중에 아프게 될까봐 걱정 이시군요	걱정되시는군요 어떻게 하면 걱정을 덜 수 있을까요
정년퇴직하고 만성 질환이 없어서 다행이야	몸이 안 좋으신가요	그럼 다행이군요
어제도 아들이 나에게 돈을 빌려갔어 아들은 취업 할 생각이 없는 것 같아	아들께서 돈을 빌려간 것 때문에 걱정이지군요	아들 때문에 속상하시겠어요
임신에 대해 부담이 강했는데 계획을 차차 세우기로 해서 너무 기뻐	임신에 대한 부담이 강하셨군요	임신에 대한 부담이 강하셨는데 계획을 잘 세우기로 해서 기쁘시군요

<표 3. KoGPT2 모델에서 생성된 결과물 예시>

III. 결론

본 연구는 챗봇이 사람과의 대화에서 더욱 자연스러운 응답을 할 수 있게 이전에 대화한 키워드의 정보를 활용하는 방식을 제안하였다. 이를 구현하기 위해 3개의 모델 구조에서는 이전에 대화하였던 키워드를 저장하고, 이후 사용자가 같은 주제로 대화할 시 저장되어있던 키워드의 감정정보를 활용하여 더욱 자연스러운 응답을 끌어 낼 수 있었다. 이는 이전의 챗봇 시스템과 다르게 사용자의 경험에 기반을 둔 정보를 저장함으로써 사용자가 챗봇에 더욱 자연스러운 대화를 제공할 수 있게 하였다는 점에서 의의가 크다. 이러한 방향성은 이후 심리상담 프로그램이나 인공지능 비서와 같은 분야에서 적용될 수 있다고 예상된다. 그러나 키워드 추출 과정에서 감성단어 사전이 모든 단어를 포함할 수 없다는 점과 복잡한 문장일 경우 의존구문분석의 성능이 현저히 떨어진다는 한계점이 존재한다. 또한 문장생성 과정에서 입력문장과 거의 비슷한 문장 형태를 응답으로 준다는 문제점이 존재한다. 우리는 이후 연구에서 이러한 문제점을 해결하기 위해 키워드 추출 및 의존 관계 분석을 딥러닝 모델로 대체하는 과제를 연구할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Won-Min Lee, and Byung-Won On. “Generating Emotional Sentences Through Sentiment and Emotion Word Masking-based BERT and GPT Pipeline Method”. JKIIIT, Vol.19, No.9, pp. 29-40, 2021.09.
- [2] Sang-Ah Lee, and Hyo-Pil Shin. “Combining Sentiment-Combined Model with Pre-Trained BERT Models for Sentiment Analysis”. JOK.2021.48.7.815, pp. 815-824, 2021.07.
- [3] sw Shin, Dh Kim, yja Hn, bs Him. “BERT model 기반 텍스트 감정 분석”. 2022년 한국통신학회 동계종합학술발표회 논문집, pp. 1567-1568, 2022.02
- [4] KNU 한국어 감성사전. (2022.05.13). [Website]
<http://dilab.kunsan.ac.kr/klusl.html>
- [5] Manual | Koalanlp. (2022.05.13). [Website]
<https://github.com/koalanlp/koalanlp>
- [6] 꼬꼬마 세종 말뭉치 활용 시스템. (2022.05.13). [Website]
<http://kkma.snu.ac.kr/>
- [7] GPT2 (2022.05.13) [Website] <https://github.com/openai/gpt-2>, Available.