

다중 의도 탐지를 통한 공통 대화 주제 식별 시스템

오경수¹, 주찬양¹, 이동호¹

¹한양대학교 인공지능융합학과 바이오인공지능융합전공

ohkyungusu@hanyang.ac.kr, karunogi@hanyang.ac.kr, dhlee72@hanyang.ac.kr

Common Conversation Topic Identification System through Multi-intent Detection

Gyeong-Su Oh¹, Chan-Yang Ju¹, Dong-Ho Lee¹

¹Dept. of Applied Artificial Intelligence, Hanyang University, Major In Bio Artificial Intelligence

요 약

최근 코로나바이러스감염증-19(COVID-19)로 인해서 다양한 비대면 서비스가 증가하고 있는데 그 중에서 사람과 인공지능 간 의사소통하여 정보를 얻는 대화 시스템이 대표적인 서비스이다. 대화 시스템은 입력되는 단일 문장에 대한 정보만을 응답하기 때문에 이전 대화의 정보를 알기 위해서는 질문했던 내용을 다시 입력해야 하는 문제점이 있다. 이런 문제를 해결하고 대화 진행에 도움을 주기 위해서 본 논문에서는 대화 내 문장들의 다중 의도 탐지를 통한 공통 대화 주제 식별 시스템을 제안한다.

1. 서론

최근 코로나바이러스감염증-19(COVID-19)로 인해서 대부분의 서비스들이 대면으로 처리하는 것이 어려워졌고 그로 인해서 비대면 서비스의 수요와 공급이 급속도로 증가하였다. 증가하는 다양한 비대면 서비스 중에서 가장 크게 성장한 서비스는 대화 시스템인 챗봇 서비스이다.

기존의 대화 시스템에서 단일 문장에 대한 의도를 탐지하는 방법은 워드 임베딩을 활용하여 문장 내의 단어를 벡터화하고 의도들 간의 유사도 계산을 통해서 가장 유사한 의도를 탐지하는 것이다. 하지만 벡터 값이 고정되어 있기 때문에 유의어나 동음이의어의 구분이 어려우며 학습되지 않은 단어들이 OOV(Out-Of-Vocabulary)를 인식할 수 없는 문제와 2개 이상의 의도를 가진 문장의 의도를 탐지하기 위해서는 추가적인 학습 데이터가 필요하다는 한계가 있다.

대화 시스템은 사용자가 원하는 정보를 찾고 이를 답변하기 위해서 입력된 문장과 유사한 문서 혹은 데이터를 찾고 그 안에서 입력에 대한 알맞은 정보를 답변하는 방법을 사용한다. 이 방법의 경우 질문과 유사한 1문 1답 형태의 대화를 진행하기 때문에

대화 시스템은 전체 대화가 어떠한 주제에 대해서 진행되고 있는지 알 수 없고 이는 사용자가 한 번 이상 나뉘었던 대화라도 해당 정보를 얻기 위해서는 해당 주제와 관련된 질문을 다시 물어보아야 하기 때문에 불필요한 문답이 이어지는 문제가 있다.

본 논문에서는 사전 학습 모델을 활용하여 유의어, 동음이의어 등을 구분하지 못하는 문제를 해결하고 단일 의도 데이터만을 가지고 2개 이상의 의도를 가진 문장의 의도를 탐지하는 방법을 제안한다. 또한, 대화 내 문장들에서 탐지한 여러 개의 의도를 통해서 대화 진행에 도움을 주는 공통 대화 주제 식별 시스템을 제안한다.

2. 관련 연구

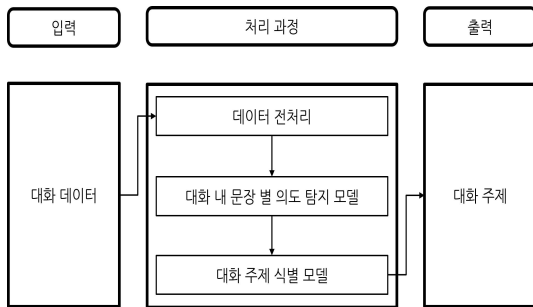
단일 의도 데이터를 가지고 2개 이상의 의도를 가진 문장의 의도를 탐지하기 위해 [1]의 연구에서는 문장 내 존재하는 접속사를 기준으로 문장을 분리하여 각 문장에 대한 의도를 찾거나 접속사가 없을 경우 단일 의도 데이터를 활용하여 2개 이상의 의도를 가진 문장을 생성하고 이를 학습하여 의도를 탐지했다. 하지만 문장 분리가 의도별로 정확하게 분리되지 않으며 추가 생성된 데이터는 과적합을 발생시킬 수 있어 성능이 저하되는 문제가 존재한다.

[2]는 문장의 의도와 단어의 개체명 태그를 같이 학습하는 LSTM 모델 기반의 시스템을 활용하여 문장 및 단어 단위마다 의도를 탐지한다. 개체명 태그를 같이 학습하기 때문에 문장과 의도만을 학습하는 방법보다 성능은 우수하나 유의어, 동음이의어 같은 의미가 비슷한 단어와 OOV에 대해서는 취약한 문제가 존재한다.

JointBERT[3]는 BERT[4]를 [2]와 동일한 학습 방식으로 데이터를 학습한 사전 학습 모델로 문장 내 존재하는 각 단어에 대해서 고정된 벡터 값이 아닌 문맥에 맞게 값을 설정함으로써 유의어, 동음이의어 등의 단어들을 구별하는 것이 가능하며 단어를 분절 단위까지 분리하여 학습을 진행하여 OOV를 해결한다. 하지만 2개 이상의 의도를 가진 문장의 의도를 탐지하기 위해서는 추가적인 학습 데이터가 필요하다는 한계가 있다.

[5]는 대화 진행에 도움을 주기 위해서 사용자가 입력한 문장의 의도를 탐지하고 마르코프 연쇄를 활용하여 다음에 입력될 문장의 의도를 예측한다. 예측된 의도를 통해 불필요한 대화의 빈도를 줄인다. 하지만 예측 범위가 문장과 답변 쌍 하나에 제한적이기 때문에 전체 대화 주제를 식별하지 못하는 문제가 존재한다.

3. 제안 시스템 구조



(그림 1) 시스템 구조도

그림 1은 본 논문에서 제안하는 시스템 구조이다. 대화가 입력되면 모델의 입력 형태에 맞게 문장을 전처리하고 대화 내에 질문으로 입력되는 문장 별로 의도를 탐지한다. 대화 주제 식별 모델에서는 의도 탐지 모델에서 나온 다중 의도를 바탕으로 식별할 주제의 범위를 설정하고 대화와 가장 유사한 주제를 식별한다.

3.1 데이터 셋

본 논문의 시스템 구축을 위해 AI HUB에서 제공

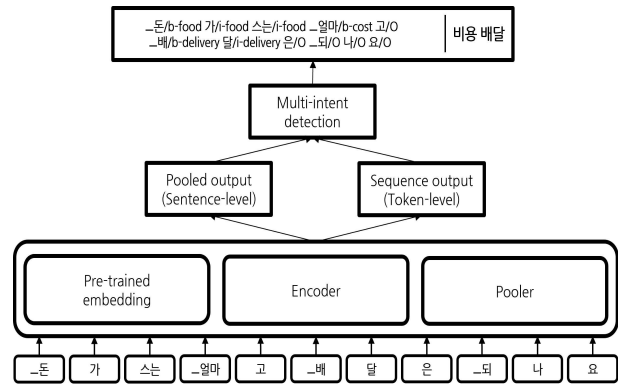
하는 한국어 대화 데이터 세트를 활용하여 표 1의 주제를 가지는 대화 데이터를 사용한다. 대화 내 문장들은 BERT의 한국어 모델인 KoBERT[6]의 한국어 토큰나이저를 통해서 단어 단위로 분리되고 분리된 단어들은 표 2를 기준으로 개체명을 태깅하여 학습 데이터를 구축한다.

<표 1> 데이터 주제 범위 및 리스트

범위	주제
음식점	배달음식점
	셀프서비스
	홀서빙음식점
학원	태권도
	미술
	피아노
	어학
	영수

3.2 대화 내 문장 별 의도 탐지 모델

기존 의도 탐지 모델들은 데이터를 학습 시 문장 내 단어를 고정된 벡터 값으로 학습하기 때문에 유의어, 동음이의어, OOV에 취약하여 성능이 떨어진다. 또한, 단일 의도 데이터만을 학습해서 추가적인 학습 없이는 2개 이상의 의도가 들어간 문장의 의도를 올바르게 탐지할 수 없다.



(그림 2) 대화 내 문장 별 의도 탐지 모델 구조

이런 문제를 해결하고자 데이터 학습 시 문장마다 매번 새로운 벡터 값을 부여하여 문장의 맥락을 이해하는 BERT 모델을 사용하는데 그중 개체명 태그를 같이 학습하여 의도 탐지 성능을 높인 JointBERT 모델을 사용한다.

의도 탐지를 위해서 모델은 그림 2의 구조로 작동하는데 문장을 단어 단위로 분리하여 모델에 입력하면 문장 및 단어 단위의 의도와 개체명 태그 값을 출력한다. 이 값은 그림 2의 'Multi-intent detection'에서 추가적인 학습 데이터 없이 2개 이상의 의도를

가지는 문장의 의도를 탐지를 위해 사용되는데 이때 문장이 가지는 최대 의도의 개수는 2개로 제한하고 탐지한다[7]. ‘Multi-intent detection’에서는 문장 단위 결과에서 최댓값을 가지는 의도를 첫 번째 의도로 가져가고 단어 단위 값에서 뽑아낸 태그에서 나머지 의도들 중 의도들 간의 유사성을 확인한다. 유사할 경우 해당 의도를 두 번째 의도로 추가하고 아니면 첫 번째 의도만 출력한다. 태그와 의도 간의 유사성은 표 2에서 정의된 태그의 의미를 바탕으로 판단한다.

<표 2> 개체명 태그 리스트

태그	정의
count people	개수, 인원
age adult child	나이, 연령
time day month year	시간, 날짜
car park drive	차량
buy cost	결제, 비용
card cash giftcard pay	결제 수단
coupon mil sale receipt	쿠폰, 적립, 할인, 영수증
order food	주문, 식품
flavor origin kind menu	맛, 원산지, 종류, 메뉴
size side	크기, 사이드
pack delivery address	포장, 배달, 주소
shop table reservation	음식점 시설, 자리, 예약
job career rank	선생, 경력, 등급
academy school student	학원 시설, 학교, 학생
grade course class	등급, 수업, 반
competition	대회
app consult effect	학원, 음식점에서 공통되는 개념, 물품 및 행위
event phone product	
service	

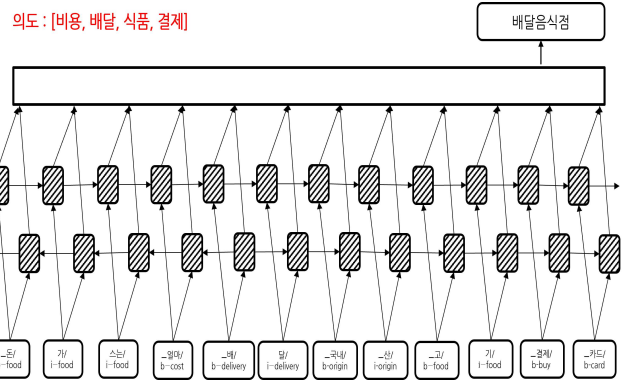
3.3 대화 주제 식별 모델

불필요한 문답을 줄이는 대화 시스템을 구축하기 위해서 이전의 공통 대화의 주제를 시스템이 식별하고 있어야 하는데 그림 2의 의도 탐지 모델에서 탐지한 단일 문장의 의도로 공통 대화의 주제를 파악하는 것이 어렵다.



(그림 3) 대화 내 탐지된 다중의도를 해결하고자 다중 의도를 통한 주제 범위 설정

정과 대화의 문장을 통한 주제 식별 2가지 단계로 작동하는 모델은 제안한다. 주제 범위 설정은 그림 3처럼 대화의 문장들에서 탐지한 ‘비용, 배달, 식품, 결제’의 다중 의도에서 ‘식품, 배달’ 의도가 표 1의 주제 범위 중 음식점에서만 탐지되는 것으로 판단하여 해당 대화가 식별하는 주제의 범위를 음식점으로 설정한다.



(그림 4) BiLSTM 모델 구조

대화 주제 식별은 CNN, RNN, BiLSTM 구조의 딥러닝 분류 모델을 사용하며 그림 2에서 결과로 나온 문장의 단어와 태그를 입력으로 받아서 학습한다. 이때 단어와 태그들은 자연어이기 때문에 이를 벡터 값으로 바꿔줘야 학습할 수 있는데 단어 임베딩 모델인 FastText의 한국어 사전 학습 모델을 사용하여 해결한다. 그림 4에서는 대화에서 탐지된 다중 의도로 주제의 범위를 음식점으로 설정하고 모델에 입력된 대화의 단어와 토큰을 통해서 공통 대화의 주제인 ‘배달음식점’을 파악한다. 이후 대화부터는 배달 음식점과 관련된 다양한 추천이나 제안(예를 들어, “추가적으로 배달이 필요하신 음식이 있으신가요?”)을 포함한 다양한 지능형 대화나 맞춤형 서비스를 이어 나갈 수 있을 것이다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 시스템의 성능 평가를 위해서 의도 탐지 모델에는 의도 및 태그가 라벨링된 문장을 3926개를 사용했고 대화 주제 식별 모델에는 질의와 응답으로 이루어진 대화 457개를 사용하였다. 각각의 데이터는 80%는 학습 데이터로 20%는 테스트 데이터로 활용하였다.

의도 탐지 모델은 배치 크기는 32, 학습 횟수는 50번, 학습률은 0.0005, 패딩 크기는 45로 설정하여 학습했으며 주제 식별 모델의 학습 시 설정한 파라미터로 배치 크기는 5, 학습 횟수는 100번, 학습률은

0.0001, 입력 단어의 임베딩 크기는 300, 은닉층의 개수는 3개, dropout의 비율은 0.3으로 설정했으며 입력되는 단어들은 태그가 'O' 태그가 아닌 의미가 유효한 태그들만을 사용하여 학습하였다.

최근 자연어 분류 모델분야에서 높은 성능을 보여주는 데 가장 많이 사용하는 BERT 모델과 본 논문에서 제안한 모델 구조 간의 주제 식별 성능을 비교한다.

<표 3> 모델 성능 평가

모델	주제	precision	recall	f1 score
BERT	·	0.68	0.66	0.65
JointBERT +CNN	음식점	0.73	0.71	0.69
	학원	0.81	0.82	0.81
JointBERT +RNN	음식점	0.79	0.72	0.71
	학원	0.76	0.76	0.75
JointBERT +BiLSTM	음식점	0.77	0.75	0.74
	학원	0.87	0.85	0.85

표 3은 딥러닝 모델 별 대화 주제 식별 성능 평가 결과이다. BERT 모델에서는 의도를 기반으로 탐색 범위를 제한하지 않기 때문에 주제 범위의 구분 없이 성능을 보여준다. 문맥의 흐름을 학습해서 예측하는 BERT와 자연어 처리 시 OOV, 유의어, 동의어 등의 문제를 개체명 태그와 같이 학습하는 제안 모델들이 전체적으로 성능이 높음을 알 수 있다. 표 3에서 알 수 있듯이 제안 모델이 BERT보다 좋은 성능을 보여주는데 그 중 BiLSTM을 사용한 모델이 가장 높은 성능을 보인다. 본 논문에서는 탐색해야 하는 주제의 범위를 제한하는 접근 방법이 탐색에 중요하지 않는 정보를 제외하고 예측을 진행할 수 있기 때문에 주제 식별 성능에 큰 영향을 끼치는 것을 확인할 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 대화 내의 존재하는 문장들의 의도 탐지를 위해서 개체명 태그를 같이 학습하고 예측된 태그를 기반으로 2개 이상의 의도를 가진 문장의 의도를 탐지하는 시스템을 구축하며 대화 내 문장들에서 탐지된 다중 의도를 기반으로 주제 식별 범위를 설정하고 식별하는 시스템을 제안한다. 실험을 통해 기존 분류 모델보다 대화 데이터의 주제 식별 성능이 우수하다는 것을 보여준다. 이를 통해서 오픈 도

메인에서의 주제 식별 성능이 특정 도메인에서의 성능과 비슷하게 가질 수 있으며 식별한 대화 주제를 가지고 사용자가 필요한 정보를 역으로 제공하거나 적절한 콘텐츠를 추천하는 등의 다양한 지능형 대화 및 맞춤형 서비스 제공에 도움을 주는 것이 가능하다.

향후 연구로는 실험한 주제 범위를 확장하여 다양한 도메인에서 사용할 수 있는 연구를 진행할 예정이다.

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2020-0-01343,인공지능융합연구센터지원 (한양대학교 ERICA))

참고문헌

- [1] Kim, Beongchang, et al. "Two-stage multi-intent detection for spoken language understanding." *Multimedia Tools and Applications* 76.9: 11377-11390 (2017).
- [2] Gangadharaiyah, et al. "Joint multiple intent detection and slot labeling for goal-oriented dialog." *Pro. of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, Minnesota*. 2019. 564-569.
- [3] Chen, Qian, et al. "Bert for joint intent classification and slot filling." *arXiv preprint arXiv:1902.10909* (2019).
- [4] Devlin, Jacob, et al. "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding." *arXiv preprint arXiv:1810.04805* (2018).
- [5] Shi, Chen, et al. "We know what you will ask: A dialogue system for multi-intent switch and prediction." *CCF International Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing, Dunhuang*. 2019. 93-104.
- [6] SKTBrain. "Korean BERT pre-trained cased" Github repository. <https://github.com/SKTBrain/KoBERT>. 2019.
- [7] Xu, Puyang, and Ruhi Sarikaya. "Exploiting shared information for multi-intent natural language sentence classification." *Interspeech, Lyon*. 2013. 3785-3789.