

개체단위 감정분석을 위한 글로벌 텍스트&로컬 텍스트 통합 방법

임득, 조인휘
한양대학교 컴퓨터소프트웨어학과
ltttt0326@hanyang.ac.kr, iwjoe@hanyang.ac.kr

Global Text & Local Text Integration Method for Aspect-Based Sentiment Analysis

Te Lin, Inwhee Joe
Department of Computer Science, Hanyang University

요 약

개체단위 감정분석(Asspect-Based Sentiment Analysis)는 자연어 처리에서 중요한 연구분야이다. 이는 입력 문장중에 존재하는 aspect term 의 감정 극성을 분석하는 것이 목적이다. 이 분야에서 현재 많이 사용되는 모델은 대부분 로컬 텍스트 또는 로컬 텍스트와 aspect term 사이의 관계에 주목하고 있다. 로컬 텍스트에 비해 글로벌 텍스트는 로컬 텍스트 뒤에 aspect term 내용을 추가해서 문장중에 있는 aspect term 내용을 더 깊게 학습할 수 있다고 생각한다. 본 논문에서는 새로운 masked attention 메커니즘을 사용하고 attention 메커니즘의 입력으로 글로벌 텍스트중에 있는 로컬 텍스트를 가로채어 전체 글로벌 텍스트의 내용과 융합한다. 이 방법은 semeval2014 데이터 셋에서 매우 좋은 결과를 얻었다.

1. 서론

최근 몇 년 동안 전자 상거래의 발전과 함께 사용자 리뷰가 점점 더 중요한 역할을 하고 있다. 사용자 댓글의 각 entity 분석을 통해 사용자에게 더 나은 개인화 계획을 수립할 수 있으며, 추천 시스템에서도 댓글 entity 분석을 통해 사용자에게 더 유용한 정보를 추천할 수 있다. 예를 들어, "이 식당의 음식은 매우 좋는데 환경이 조금 나쁩니다." 고객은 식당의 요리에 대해 낙관적인 태도를 가지고 있지만 식당의 환경에 대해서는 부정적인 태도를 가지고 있다.

이전 연구에서는 aspect term 의 감정극성과 글로벌 텍스트 간의 상관 관계를 적절하게 고려하지 않았다. 기존 연구의 대부분은 정서적 양극성의 다양한 aspect term 과 로컬 텍스트 간의 상관관계에 초점을 맞추고 있다. 따라서 본 논문에서는 글로벌 텍스트와 로컬 텍스트를 융합하기 위하여 마스크된 어텐션 메커니즘을 제안한다. 글로벌 텍스트를 사용하여 사전 훈련모델로 모델링한 후 얻는 임베딩에서 로컬 텍스트에 해당하는 임베딩부분은 우리가 분석하고자 하는 aspect term 에 대해 더 많이 학습할 수 있다. 다음에 마스크된 어텐션 메커니즘을 사용하여 계산하고

얻은 결과를 분류를 한다. 이 논문의 주요 기여는 다음과 같다:

1. 글로벌 임베딩에서 로컬 임베딩 부분을 가로채고 가로채는 콘텐츠에 대한 새로운 메커니즘을 사용하여 모델은 로컬 텍스트와 글로벌 텍스트의 정보를 통합할 수 있어 잡음(noise)을 줄인다.
2. 본 논문에서 제안하는 모델은 이전 모델과 달리 BERT 를 사용하여 글로벌 텍스트를 한 번만 모델링하므로 리소스 사용을 줄이고 모델 훈련할 때 효율성을 높일 수 있다.

2. 모델 소개

글로벌 텍스트와 로컬 텍스트의 정의는 각각 로컬 텍스트는 특수 문자([CLS]+텍스트+[SEP])가 있는 이 기사의 문장이고 글로벌 텍스트는 로컬 텍스트 뒤에 aspect term 내용을([CLS] +텍스트+ [SEP]+aspect+[SEP])추가한다. 뒤에 aspect term 내용을 추가하기 때문에 BERT 모델이 aspect term 의 내용을 더 잘 학습할 수 있다고 생각한다. 우리는 사전 훈련 모델 BERT 를 사용하여 글로벌 텍스트를 임베딩한다. 왜냐하면 로컬 텍스트 뒤에 aspect term 을 추가한 다음 임베딩하면 모델이 분석하려는 aspect term 의 내용을 더

잘 학습할 수 있다고 생각하기 때문이다. 다음에 얻은 글로벌 임베딩에서 데이터 전처리 중에 표시한 각 문장에 해당하는 로컬 텍스트 부분의 인덱스를 사용하고 글로벌 임베딩을 가로채 이 중에서 로컬 임베딩을 얻는다. 그 다음 scaled-dot Attentions 모델을 사용하여 가로채기 후 로컬 임베딩을 계산한다. 우리는 가로채 글로벌 텍스트 임베딩의 내용이기 때문에 softmax 가 각 토큰에 할당된 가중치를 얻은 후 시퀀스를 0 으로 채워야 한다. 이전에 정의한 최대 텍스트 길이로 만들고 행렬 곱셈을 사용하여 결과 값과 로컬 텍스트 임베딩을 계산하고 얻은 결과는 글로벌 텍스트와 접합하고 나오는 결과는 마지막으로 분류한다.

3. 실험

표 1. 실험 데이터 세트의 통계

Datasets	Positive	Negative	Neutral	Total
Laptop14-Train	994	870	464	2328
Laptop14-Test	341	128	169	638
Restaurant14-Train	2164	807	637	3608
Restaurant14-Test	728	196	196	1120

A. 데이터셋

실험에는 표 1 와 같이 2 가지 데이터 세트가 있다. SemEval-2014 작업 4 에서 가져온 것이며 이전 작업에서 널리 사용되는 레스토랑 및 노트북 도메인의 데이터를 포함한다.

B. 실험 세팅

이 실험은 pytorch 및 transformers 라이브러리를 사용하며 버전은 각각 1.4.0 및 3.5.1 이다. 실험에 사용된 하이퍼파라미터 설정은 다음과 같다: dropout 은 0.1, batchsize 는 32, learning rate 는 $2e^{-5}$, max_epoch 는 10, max_sequence_length 는 128 이다. 실험에 사용된 GPU 는 GeForce RTX 2080 Ti 이다.

표 2. 실험 결과 통계

Model	Laptop14		Restaurant14	
	Accuracy	Macro-F1	Accuracy	Macro-F1
BERT-PT	78.07	75.08	84.95	76.96
AEN-BERT	78.35	73.68	81.46	71.73
BERT-SPC	79.07	75.58	84.82	77.84
TD-BERT	78.87	74.38	85.10	78.35
Ours	79.87	76.17	85.89	79.12

C. 실험결과

우리는 다음과 같은 네 가지 모델로 비교 실험을 수행했다.

BERT-PT [1]는 사전 훈련된 BERT 를 적용하여 사후 훈련 및 미세 조정을 기반으로 개체단위 감성분석의 성능을 개선한다.

AEN-BERT [2]는 컨텍스트 및 대상을 모델링하기 위해 사전 훈련된 BERT 를 기반으로 하는 attention encoder 네트워크를 제안한다.

BERT-SPC 는 [CLS]+sequence+[SEP]+aspect term+[SEP] 형식의 문장은 세분화된 감정 분류를 위해 사전 훈련된 모델 BERT 에 입력됩니다.

TD-BERT [3]: aspect term([CLS] 대신)에서 BERT 임베딩을 가져오고 해당 은닉층 출력이 개체단위 감성 분석에 사용됩니다.

이 실험은 위의 4 가지 모델을 비교하였다. 이 4 가지 모델은 모두 최근 몇 년 동안 인기가 있으며 괜찮은 결과를 얻었다. <표 2>는 랜덤초기화하고 5 회 프로그램을 실행한 후의 비교 실험 결과를 나타내며 5 회 평균값을 최종 결과로 사용하였다.

4. 결론

이 논문은 글로벌 텍스트 임베딩에서 로컬 텍스트 임베딩에 작용하기 위해 새로운 Masked Attention 메커니즘을 사용하며 semeval2014 의 task4 작업에서 Laptop 및 Restaurant 데이터 세트에서 매우 좋은 결과를 얻었다. 이 실험은 어느 정도 aspect term 정보를 더 많이 학습하는 것을 고려하면서 글로벌 텍스트가 야기되는 잡음(noise) 문제를 해결한다. 그러나 사실, 로컬 텍스트에서 attention score 을 계산할 때, 여전히 aspect term 과 관련이 거의 없는 잡음(noise)이 있을 것이다. 따라서 향후 연구에서는 로컬 텍스트에서 attention score 를 계산할 때 잡음(noise)의 영향을 줄이는 방법을 고려할 것이다.

5. 참고

- [1] H. Xu, B. Liu, L. Shu, and P. S. Yu, “BERT post-training for review reading comprehension and aspect-based sentiment analysis,” 2019, *arXiv:1904.02232*. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1904.02232>
- [2] Y. Song, J. Wang, T. Jiang, Z. Liu, and Y. Rao, “Attentional encoder network for targeted sentiment classification,” 2019, *arXiv:1902.09314*. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1902.09314>
- [3] Z. Gao, A. Feng, X. Song, and X. Wu, “Target-dependent sentiment classification with BERT,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 154290–154299, 2019.