

BERT 언어 모델을 이용한 감정 분석 시스템

김택현*, 조단비**, 이현영**, 원혜진**, 강승식**

*국민대학교 영어영문학과

**국민대학교 컴퓨터공학과

e-mail: {gus2dnjf3dlf, daanv319, hyunyoung2, hyejini, sskang}@kookmin.ac.kr

Sentiment Analysis System by Using BERT Language Model

Tack-Hyun Kim*, Dan-Bi Cho**, Hyun-Young Lee**, Hye-Jin Won**, Seung-Shik Kang**

*Dept. of English Language and Literature, Kookmin University

**Dept. of Computer Science, Kookmin University

요 약

감정 분석은 문서의 주관적인 감정, 의견, 기분을 파악하기 위한 방법으로 소셜 미디어, 온라인 리뷰 등 다양한 분야에서 활용된다. 문서 내 텍스트가 나타내는 단어와 문맥을 기반으로 감정 수치를 계산하여 긍정 또는 부정 감정을 결정한다. 2015년에 구축된 네이버 영화평 데이터 20만개에 12만개를 추가 구축하여 감정 분석 연구를 진행하였으며 언어 모델로는 최근 자연어처리 분야에서 높은 성능을 보여주는 BERT 모델을 이용하였다. 감정 분석 기법으로는 LSTM(Long Short-Term Memory) 등 기존의 기계학습 기법과 구글의 다국어 BERT 모델, 그리고 KoBERT 모델을 이용하여 감정 분석의 성능을 비교하였으며, KoBERT 모델이 89.90%로 가장 높은 성능을 보여주었다.

1. 서론

온라인에서 텍스트는 사용자 간의 소통을 위한 주요 도구로 사용된다. 소셜 미디어, 영화평, 온라인 쇼핑몰 등 여러 플랫폼을 통해 사용자는 자신의 주관적인 견해를 전달하고 표현한다. 따라서 특정 상품이나 영화에 대한 감정 분석은 마케팅 지표로도 활용된다[1]. 이처럼 감정 분석은 수집한 텍스트 말뭉치로부터 사용자의 주관적 견해를 찾아 긍정 또는 부정인지 판단하는 자연어처리의 한 분야이다. 하지만 날마다 증가하는 리뷰를 일일이 분석하기엔 한계가 있어 감정 분석 시스템 개발의 필요성이 대두되고 있다.

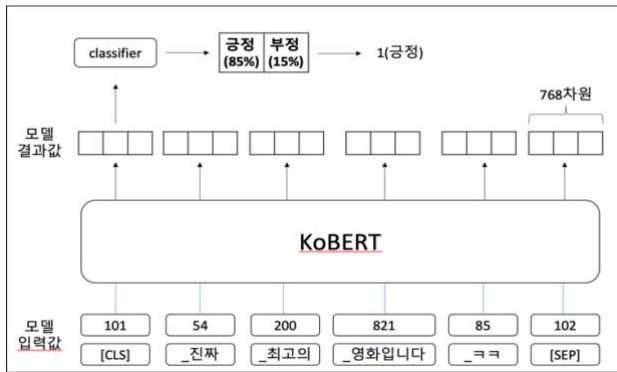
감정 분석 시스템 개발을 위해 여러 가지 방법론을 통한 연구가 진행되었다. 초기에는 어휘 사전을 구축하여 단어 간의 유사도를 표현하고 이를 기반으로 감정 수치를 계산하여 주어진 텍스트의 긍정, 부정 여부를 판단하였다[2]. 트리 구조, 기계 학습 방식을 통한 감정 분석 연구도 이루어졌다[3,4]. 이후 CNN, LSTM과 같은 딥러닝 기법이 연구에 활용되었다[5]. 그 중 구글에서 공개한 BERT는 특정 분야에 국한된 연구가 아닌 모든 자연어처리 분야에서 좋은 성능을 내고 있는 언어 모델이다. BERT는 성능이 우수한 트랜스포머 블록을 적용했을 뿐만 아니라 모델의 속성이 양방향성을 지향한다. 따라서 모든 레이어에서 양방향 문맥 특성을 활용하여 좋은 성능을 낼 수 있다. 또한 대용량 말뭉치로 사전 학습을 진행하여 언어에 대한 이해도가 높다. 구글의 BERT 다국어 모델은 104개의 언어로 모델을 사전 학습하여 한국어 말뭉치에도 적용할 수 있다[6].

SKTBrain에서는 BERT 등 언어처리 관련 오픈 AI 아키텍처를 활용하여 한국어 위키 5백만 문장과 한국어 뉴스 2천만 문장을 학습한 KoBERT¹ 모델을 공개하였으며 자연스러운 대화가 가능한 챗봇 시스템 개발에 적용되었다. 본 연구에서는 기 구축된 네이버 영화평 말뭉치를 확장 구축하고 이를 학습 데이터로 사용하여 구글의 BERT 다국어 모델과 KoBERT 모델을 이용한 한국어 감정 분석 시스템의 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. 구글의 BERT 다국어 모델과 KoBERT 모델의 성능을 비교하였을 때, 한국어 말뭉치를 추가 학습한 모델의 성능이 더 높게 나온 점을 확인하였다.

2. 관련 연구

황재원(2008)과 김민경(2014)은 단어 빈도나 특징을 파악하여 긍정, 부정 감정을 나타내는 단어 사전을 구축하는 연구를 진행하였다[7,8]. Yoon Kim(2018)은 이미지 처리에서 좋은 성능을 보인 CNN 모델을 자연어처리 분야에 적합하게 파인튜닝(fine-tuning)을 하였고, Word2Vec을 통해 사전 학습한 단어 벡터를 학습하여 우수한 성능을 보였다[9]. 배장성(2017)은 Residual network를 파인튜닝하여 Skip-Connected LSTM 모델을 감정 분석에 적용하였고 GRU-Attention보다 1.07% 더 높은 성능을 보였다[10]. 오영택(2018)은 Bi-LSTM의 stack 구조를 병렬적으로 쌓은 Parallel Stacked Bi-LSTM 모델을 제안하였으며 단어, 음절, 음소 단위로 각각 임베딩하여 향상된 결과를 얻었다[11].

¹ <https://github.com/SKTBrain/KoBERT>



(그림 1) KoBERT 모델을 이용한 감정 분석 시스템

긍정과 부정 감정을 분류하는 연구에서 더 나아가 다중 감정을 분류하는 연구도 있다. Paul Ekman(1992)은 감정을 슬픔, 행복, 분노, 혐오, 놀람, 두려움 총 6가지로 분류하였다[12]. Richard Socher(2013)는 영화평에서 11,855 문장을 추출하여 구문 구조와 같이 강한 긍정, 긍정, 중립, 부정, 강한 부정 5가지 감정을 트리 구조를 이용하여 표현하였다[13]. Elvis Saravia(2018)는 규칙 기반, 통계 기반 접근 방식의 한계를 지적하며 감정 말뭉치를 그래프 기반으로 표현하였고 문맥 정보와 패턴을 통해 감정 특성(pattern-based emotion feature)을 구성하는 방안을 제시하였다. 이 연구는 8가지 감정에 대해 높은 분류 성능을 보였으며 짧은 문장 또는 희귀 단어가 혼합되어 있는 감정도 인식할 수 있다[14].

한국어에 대한 BERT 임베딩 모델에는 SKTBrain의 KoBERT 외에도 ETRI에서 AI hub²에 공개한 KorBERT, 그리고 서울대 신효필 교수 연구팀이 공개한 KR-BERT³가 있다[15].

3. BERT 언어 모델 기반 감정 분석

BERT는 트랜스포머 인코더를 일부 변형한 사전 학습 언어 모델이다. 마스크 언어 모델, 다음 문장인지 여부 맞추기와 같은 학습 태스크를 통해 모델이 순방향, 역방향 문맥을 모두 볼 수 있도록 하였다. 위 태스크를 수행하기 위해 토큰 임베딩과 문장을 구별하는 세그먼트 임베딩, 토큰의 위치에 해당하는 포지션 임베딩을 사용하였다. 사전 학습한 모델은 파인튜닝을 통해 개체명 인식, 질의 응답 등 자연어 처리 분야에서 뛰어난 성능을 보여주고 있다. BERT 모델의 한 종류인 BERT 다국어 모델은 104개의 언어로 된 말뭉치로 사전 학습하였으며, SKTBrain에서 한국어에 특화된 KoBERT 모델을 공개하였다. KoBERT는 BERT 다국어 모델에 한국어 위키 5백만 문장과 한국어 뉴스 2천만 문장을 추가로 학습하여 다국어 모델보다 한국어의 특성을 더 잘 파악한다. 본 연구에서는 Logistic Regression, LSTM을 베이스 모델로 하여 KoBERT, BERT 다국어 모델을 활용한 감정 분석을 실험하였다. 그림 1은 KoBERT 모델을 학습하여 구현한 감정 분석 시스템을 도식화하여 나타낸 것이다.

<표 1> 학습 말뭉치 정보

훈련 데이터 수	277,331
테스트 데이터 수	50,000

KoBERT모델의 입력 형식에 맞게 문장의 시작을 알리는 [CLS] 토큰과 문장 종결을 의미하는 [SEP] 토큰을 추가하였다. SentencePiece⁴ 토큰라이저를 사용하여 각 문장을 토큰으로 분리하였으며, 패딩을 통해 모든 영화평 데이터의 길이를 동일하였다. 모델에 토큰을 그대로 입력할 수 없기 때문에 사전 학습 시 생성된 사전을 기반으로 각 토큰을 인덱스로 변환하였다. 이후 패딩에 해당하는 부분은 0, 그 외에는 1로 표시하여 패딩에 해당하는 부분은 모델 학습 시 어텐션을 수행하지 않도록 하였다. 입력값, 어텐션 마스크, 라벨을 하나로 묶어 입력 데이터를 구성한 후에 모델을 학습하였다.

4. 실험 및 결과

4-1. 네이버 영화평 말뭉치의 확장 구축

2015년에 구축되어 공개된 네이버 영화평 말뭉치 20만개에 자체적으로 12만개를 추가 구축하여 감정 분석 연구를 진행하였다. 2020년 7월부터 8월까지 네이버 영화 사이트에서 번호, ID, 평점, 영화 제목, 날짜, 감상평에 해당하는 정보를 수집했으며 총 데이터 수는 130,000개이다. 중복된 영화평을 제거한 후 총 75,989개의 데이터를 구축하였다.

수집한 영화평을 긍정, 부정 감정으로 분류하는 라벨링 작업을 하였다. 기존에 공개되어 있는 네이버 영화평 말뭉치와 동일한 방식으로 평점이 1~4점인 경우 부정을 나타내는 0으로, 9~10점은 긍정을 나타내는 1로 표시하였다. 부정, 긍정에 해당하는 영화평 수는 각각 22,384개, 37,621개이며 긍정 영화평에서 무작위로 22,384개를 선택하여 부정, 긍정 영화평 수를 동일하게 맞춰주었다. 이 외에도 국민대학교 자연어처리 연구실에서 제공한 8만개의 데이터를 실험에 사용하였다.⁵ 이 데이터는 수집한 264,322개의 네이버 영화평을 긍정, 부정 데이터 개수를 동등하게 맞춰 총 82,568개의 영화평을 구축한 말뭉치이다. 따라서 훈련 데이터로는 네이버 영화평 말뭉치 15만개, 추가 구축된 국민대학교 자연어처리 연구실에서 제공한 네이버 영화평 8만개, 자체적으로 추가 구축한 데이터 4만개를 합하여 총 27만개의 영화평 데이터를 사용하였다. 테스트 데이터는 기존 연구와의 비교를 위해 기공개된 5만개의 말뭉치를 그대로 사용하였다⁶. 모델 학습에 사용한 말뭉치 정보는 표 1과 같다.

확장 구축한 네이버 영화평 말뭉치를 이용하여 KoBERT 모델을 학습하였으며 KoBERT 모델 학습에 사용한 파라미터는 표 2와 같다.

⁴ <https://github.com/google/sentencepiece>

⁵ http://nlp.kookmin.ac.kr/corpus/NSMC_extended_282K.zip

⁶ <https://github.com/e9t/nsmc>

² <http://aiopen.aihub.or.kr/>

³ <https://github.com/snunlp/KR-BERT>

<표 2> KoBERT 모델 학습에 사용한 파라미터

Batch Size	64
Epoch	5
Max Sequence Length	64
Dropout Rate	0.5
Learning Rate	5e-5

<표 3> 각 모델별 감정 분석 결과

모델	정확도
Logistic Regression	72.74%
LSTM	78.39%
BERT-multilingual	87.07%
KoBERT	89.90%

4-2. 실험 결과

표 3은 네이버 영화평 말뭉치를 활용하여 각 모델을 학습시킨 결과를 보여준다. BERT가 사전 학습된 모델이라는 점에 착안하여 로지스틱 회귀, LSTM 모두 Word2Vec을 통해 사전 학습한 모델로 실험하였다. 로지스틱 회귀의 경우 각 영화평을 어절 단위로 분리하여 어절 벡터로 변환한 후에, 벡터들을 합하여 평균을 낸 문장 벡터로 모델을 학습하였고 그 결과 72.74%의 정확도를 보였다. LSTM의 경우 영화평 데이터의 각 어절을 벡터로 변환하고 문장 길이를 동일하게 맞추는 패딩 작업을 진행하였다. LSTM 레이어를 한 층으로 쌓아 학습한 결과 78.39%의 성능을 보였다. KoBERT로 학습했을 때 89.90%로 BERT 다국어 모델보다 2.83% 높은 성능을 보였다. BERT 다국어 모델에 한국어 말뭉치를 추가 학습한 경우 성능이 좋아진다는 점을 확인하였다.

5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 기구축된 네이버 영화평 말뭉치 20만개에 12만개를 추가 구축하여 감정 분석 연구를 진행하였으며, 언어 모델로는 최근 자연어처리 분야에서 높은 성능을 보여주는 BERT 다국어 모델과 KoBERT 모델을 이용하였다. 그 결과로, BERT 다국어 모델은 로지스틱 회귀, LSTM 모델보다 각각 14.33%, 8.68% 더 높은 성능을 보였다. KoBERT 모델의 정확도가 89.90%로 BERT 다국어 모델보다 2.83% 높게 나타났다으며 사전 학습 시 기존 모델에 말뭉치를 추가로 학습시키면 더 좋은 성능을 낸다는 점을 파악하였다.

향후 연구로는 KoBERT 외의 한국어 데이터에 대한 BERT 임베딩 모델을 활용하여 각 모델의 성능을 비교하고자 한다. 또한 네이버 영화평 말뭉치를 추가 구축하여 데이터 양이 증가함에 따라 모델의 성능이 향상되는지 확인하는 실험을 진행하고자 한다.

Acknowledgement

이 논문은 2017년 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2017M3C4A7068186)

참고 문헌

- [1] 이윤주, 서지훈, 최진탁, "SNS 텍스트 콘텐츠를 활용한 오피니언마이닝 기반의 패션 트렌드 마케팅 예측 분석", 한국정보기술학회논문지, 12, 12, pp.163-170, 2014.
- [2] Stefano Baccianella, Andrea Esuli, Fabrizio Sebastiani, "SentiWordNet 3.0: An Enchanted Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining", *Proceedings of the Seventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'10)*, pp.2200-2204, 2010
- [3] Tetsuji Nakagawa, Kentaro Inui, Sadao Kurohashi, "Dependency Tree-based Sentiment Classification using CRFs with Hidden Variables", *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the ACL*, pp.786-794, 2010
- [4] Mohammed A. Razeq, Claude Frasson, "Text-Based Intelligent Learning Emotion System", *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications* 9, 1, pp.17-20, 2017
- [5] Nal Kalchbrenner, Edward Grefenstette, Phil Blunsom, "A Convolutional Neural Network for Modelling Sentences", arXiv preprint arXiv:1404.2188, 2014
- [6] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding", arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018
- [7] 김민경, 이지형, "어휘기능 정보를 이용한 트위터 감성분석", 한국정보과학회 학술발표논문집, pp.734-736, 2014
- [8] 황재원, 고영중, "감정 자질을 이용한 한국어 문장 및 문서 감정 분류 시스템", 한국정보과학회논문지: 컴퓨팅의 실제 및 레터, 14, 3, pp.336-340, 2008
- [9] Yoon Kim, "Convolutional Neural Networks for Sentence Classification", arXiv preprint arXiv:1408.5882, 2014
- [10] 배장성, 이창기, "Skip-Connected LSTM을 이용한 감성 분석", 한국정보과학회 학술발표논문집, pp.633-635, 2017
- [11] 오영택, 김민태, 김우주, "Parallel Stacked Bidirectional LSTM 모델을 이용한 한국어 영화리뷰 감성 분석", 정보과학회논문지, 46, 1, pp.45-49, 2019
- [12] Paul Ekman, "An argument for basic emotions", *Cognition & emotion*, 6, 3-4, pp.169-200, 1992
- [13] Richard Socher, Alex Perelygin, Jean Y. Wu, Jason Chuang, Christopher D. Manning, Andrew Y. Ng, Christopher Potts, "Recursive Deep Models for Semantic Compositionality Over a Sentiment Treebank", *Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp.1631-1642, 2013
- [14] Elvis Saravia, Hsien-Chi T. Liu, Yen-Hao Huang, Junlin Wu, Yi-Shin Chen, "CARER: Contextualized Affect Representations for Emotion Recognition", *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp.3687-3697, 2018
- [15] 이상아, 장한솔, 백연미, 박수지, 신효필, "소규모 데이터 기반 한국어 버트 모델", 정보과학회논문지, 47, 7, pp.682-692, 2020