



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

석사학위논문

문맥의 특징을 반영한 대화문에서의
다범주 감성 분석 연구

A Study on
Multi-Category Sentiment Analysis
in Dialogue Using Contextual Features

김 선 행

한양대학교 대학원

2021년 2월

석사학위논문

문맥의 특징을 반영한 대화문에서의
다범주 감성 분석 연구

A Study on
Multi-Category Sentiment Analysis
in Dialogue Using Contextual Features

지도교수 김종우

이 논문을 경영학 석사학위논문으로 제출합니다.

2021년 2월

한양대학교 대학원

비즈니스인포매틱스학과

김 선 행

이 논문을 김선행의 석사학위 논문으로 인준함

2021년 2월

심사위원장 :

김석권



심사위원 :

김종우



심사위원 :

차재진



한양대학교 대학원

차 례

국문요약	V
제1장 서론	1
제1절 연구 배경	1
제2절 논문 구성	2
제2장 관련 연구	3
제1절 감성 분석	3
제2절 신경망을 활용한 감성 분석 모델	4
2.1. 단문 감성 분석 모델	4
2.2. 장문 감성 분석 모델	6
제3절 어텐션 메커니즘 구조	7
제4절 트랜스포머	9
제5절 전이 학습 모델	11
5.1. BERT	13
5.2. GPT2	14
제3장 제안 모델	17
제1절 단문 모델	17
1.1. CharCNN + WordCNN + Self-Attention	17

1.2. Char + Word + BI-LSTM + Attention	18
1.3. KoBERT	19
1.4. KoGPT2	20
제2절 문맥 모델	21
2.1. 제안모델 - CharCNN + LSTM	21
2.2. 제안모델 - Context-GPT2	22
 제4장 실험	 24
제1절 실험 데이터	24
제2절 실험 절차 및 결과	25
 제5장 결론 및 향후 연구	 31
제1절 결론	31
제2절 향후 연구	31
 참고문헌	 33
Abstract	37

표 차 례

<표 1> 감성 별 발화문 수	24
<표 2> 단문 모델 교차 검증 결과 - 정확도	26
<표 3> 문맥 모델 교차 검증 결과 - 정확도	27
<표 4> 단문 모델 교차 검증 결과 - 오차	28
<표 5> 문맥 모델 교차 검증 결과 - 오차	29
<표 5> 모델 별 감성 분석 최종 실험 결과	30



그 립 차 례

<그림 1> 감성 분석의 방법론	3
<그림 2> 합성 곱 신경망을 활용한 단문 감성 분석 모델	5
<그림 3> 순환 신경망을 활용한 단문 감성 분석 모델	6
<그림 4> 순환 신경망을 활용한 장문 감성 분석 모델	7
<그림 5> 어텐션 메커니즘 구조	8
<그림 6> Transformer 구조	10
<그림 7> 셀프 어텐션 구조	11
<그림 8> 일반적인 기계학습과 전이 학습 모델의 학습 방법	12
<그림 9> 감성 분석 BERT 입력 구조	14
<그림 10> GPT1 구조	15
<그림 11> CharCNN + WordCNN + Self-Attention 모델	18
<그림 12> Char + Word + BI-LSTM + Attention 모델	19
<그림 13> KoBERT 모델	20
<그림 14> KoGPT2 모델	21
<그림 15> CharCNN + LSTM 모델	22
<그림 16> Context-KoGPT2 모델	23

국문 요약

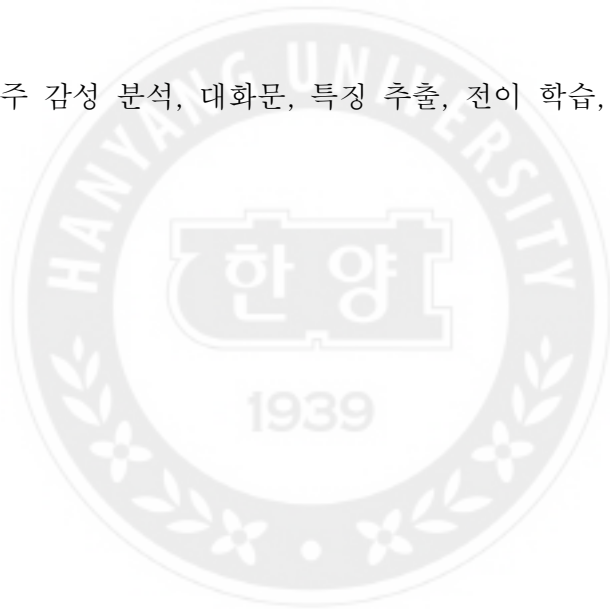
최근, 인터넷의 온라인 환경 발전과 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service; SNS)의 발달 및 스마트폰의 대중화로 인하여 텍스트 데이터의 양은 폭발적으로 증가하고 있으며, 시간과 장소에 구애받지 않고 텍스트(text)로 이루어진 데이터들을 쉽게 찾아볼 수 있게 되었다. 이러한 수많은 데이터 속에서 텍스트 데이터를 활용하여 의미 있고 필요한 정보를 추출하는 텍스트 마이닝(Text Mining)에 대한 중요성이 높아지고 있으며, 텍스트 마이닝 기법 중의 하나인 감성 분석(Sentiment Analysis)은 텍스트에 포함되어 있는 주요 의견이나 감성, 성향, 평가, 태도 등에 대한 주관적인 정보를 분석하여 '긍정', '부정'과 같이 상반되는 극성의 범주 또는 세 가지 이상의 다 범주로 감성을 판별하고 분류하는 기법이다.

감성 분석은 흔히 단문 단위 분석과 장문 단위 분석으로 나눌 수 있다. 단문 단위 분석은 여러 개의 단어가 하나의 단문(short-text)으로 이루어져 있는 하나의 문장에 대하여 감성을 분석하는 방식이며 장문 단위 분석은 여러 개의 문장이 하나의 장문(long-text)으로 이루어져 있는 문장에 대하여 감성을 분석하는 방식으로 사전 기반 또는 기계 학습 기반으로 모델을 생성하는 연구들이 주로 진행되었다. 대화문으로 이루어진 텍스트 데이터의 경우에는 한 명의 발화자가 아닌 다수의 발화자가 존재하므로 기존 연구되어 온 단문 단위 분석 및 장문 단위 분석과 함께 이전의 발화문을 참고하여 문맥을 파악할 수 있는 감성 분석 방식의 접근이 필요하다.

본 연구에서는 전이 학습 모델인 KoGPT2(Korean Generative Pre-training)와 LSTM(Long Short-Term Memory)을 통해 단문의 특징과 함께

감성의 흐름과 문맥의 특징을 파악하여 감성 분석을 할 수 있도록 하였다. 이를 통해 본 연구에서 제안 모델의 유용성을 확인하기 위해 실험은 7가지 다범주 감성('놀람', '두려움', '슬픔', '화남', '행복', '혐오', '중립')으로 분류된 72,000건의 발화문으로 이루어진 12,000건의 대화문 데이터를 활용하였다. 실험을 통해 제시하는 모델이 기존 감성 분석 모델보다 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다. 이를 활용하여 대화형 에이전트 기술이 적용되는 상담 시스템과 AI 스피커 등과 같이 다양한 시스템에서 활용될 수 있을 것이다.

Keyword 다범주 감성 분석, 대화문, 특징 추출, 전이 학습, KoGPT2



제1장 서론

제1절 연구 배경

최근, 인터넷의 온라인 환경 발전과 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service; SNS)의 발달 및 스마트폰의 대중화로 인하여 텍스트 데이터의 양은 폭발적으로 증가하고 있으며, 시간과 장소에 구애받지 않고 텍스트(text)로 이루어진 데이터들을 쉽게 찾아볼 수 있게 되었다. 일반에게 잘 알려지지 않은 새로운 소식들을 인터넷 뉴스에 기재한 글을 본 독자들의 경험 또는 소비자가 구매한 상품에 대한 경험이나 공연과 연극 등을 경험하고 느낀 점을 리뷰를 SNS에 표출한다. 이러한 수많은 데이터 속에서 텍스트 데이터를 활용하여 의미 있고 필요한 정보를 추출하는 텍스트 마이닝(Text Mining)에 대한 중요성과 관심 또한 높아지고 있다.

텍스트 마이닝 기법 중의 하나인 감성 분석(Sentiment Analysis)은 텍스트에 포함되어 있는 주요 의견이나 감성, 성향, 평가, 태도 등에 대한 주관적인 정보를 분석하여 중요한 정보를 얻을 수 있으며 '긍정', '부정', 같이 상반되는 극성의 범주 또는 세 가지 이상의 다 범주로 감성을 판별하고 분류하는 기법으로 주로 뉴스의 댓글, 상품 리뷰 또는 정치 캠페인 등에 이용이 가능하며 이를 통해 비즈니스에 대한 인사이트를 제공하거나 고객과의 피드백을 파악하여 전체적인 인식과 방향을 조사하는데 활용되었다(Bakliwal et al., 2013; Kim and Kim, 2014; 김동성 et al., 2017; Peters et al., 2018).

감성 분석은 흔히 단문 단위 분석과 장문 단위 분석으로 나눌 수 있다. 단문 단위 분석은 여러 개의 단어가 하나의 단문(short-text)으로 이루어져 있는 하나의 문장에 대하여 감성을 분석하는 방식이며 장문 단위 분석은 여러 개의 문장이 하나의 장문(long-text)으로 이루어져 있는 문장에 대하여 감성을 분석하는 방식으로 사전 기반 또는 기계 학습 기반으로 모델을 생성하는 연구들이 주로 진행되었다(서상현 and 김준태, 2016).

대화문으로 이루어진 텍스트 데이터의 경우에는 한 명의 발화자가 아닌 다수의 발화자가 존재하므로 기존 연구되어 온 단문 단위 분석 및 장문 단위 분석과 함께 이전의 대화문을 참고하여 문맥의 특징을 파악할 수 있는 감성 분석 방식의 접근이 필요하다.

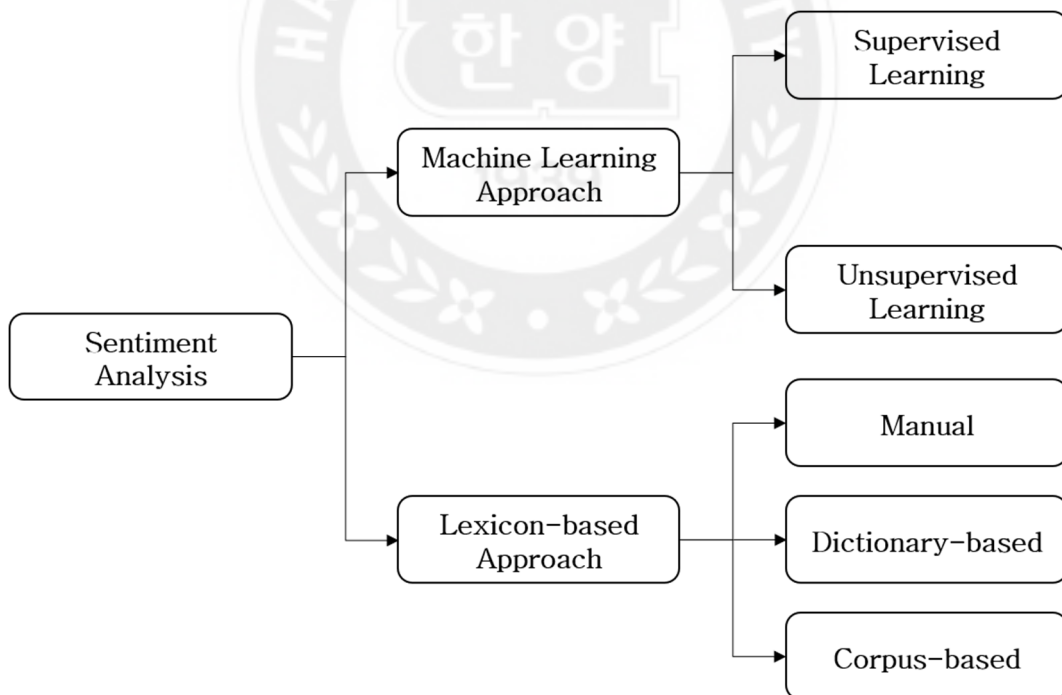
제2절 논문 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 1장 '서론'에서는 대화문에서의 감성 분석 연구의 필요성을 제시하였고 2장 '관련 연구'에서는 본 연구에서 제시하려고 하는 모델에 필요한 감성 분석에 관련한 기존 접근 방식과 전이 학습 모델에 대하여 서술한다. 3장 '연구 방법'에서는 본 연구에서 제시하고 있는 대화문 형식에 적합하도록 다범주 감성 분석 모델 구조에 대하여 서술한다. 4장 '실험'에서는 실험에 활용한 데이터 소개와 제안 모델의 성능을 확인하기 위하여 감성 분석 모델들의 성능 차이를 비교한다. 마지막 5장 '결론 및 향후 연구'에서는 실험 결과를 토대로 본 연구의 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

제2장 관련 연구

제1절 감성 분석

감성 분석(Sentiment Analysis)은 텍스트 마이닝(Text Mining) 분야의 한 영역으로 텍스트에 포함되어 있는 주요 의견이나 감성, 성향, 평가, 태도 등에 대한 주관적인 정보를 분석하여 중요한 정보를 얻을 수 있으며 '긍정', '부정', 같이 상반되는 극성의 범주 또는 세 가지 이상의 다 범주로 감성을 판별하고 분류하는 기법으로 오피니언 마이닝(Opinion Mining)이라고도 한다(Pang and Lee, 2008; Liu, 2012).



<그림 1> 감성 분석의 방법론

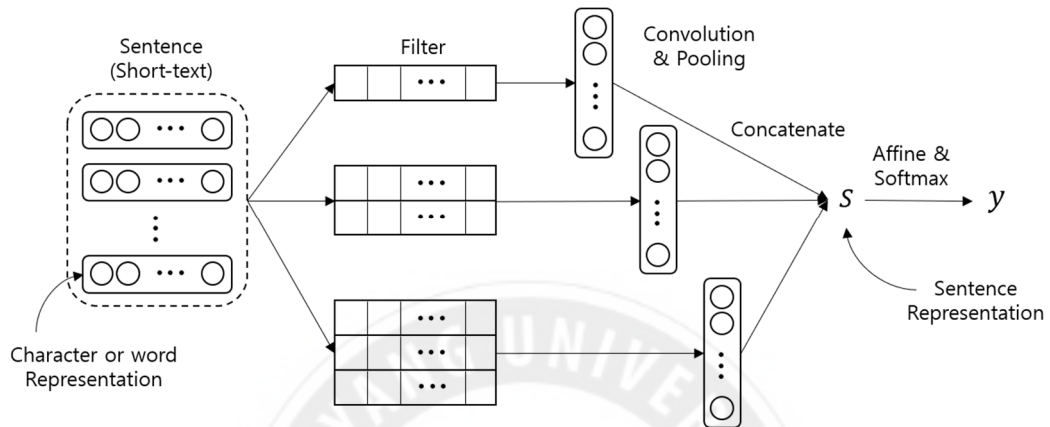
감성 분석 기법은 어휘 기반(Lexicon-based)의 감성 분석과 기계학습 기반(Machine Learning-based)의 감성 분석으로 크게 두 가지로 나눌 수 있다(Medhat et al., 2014; <그림1> 참조). 어휘 기반의 감성 분석은 첫 번째 모든 단어에 대한 감성 사전을 수동(Manual)으로 구축하는 방법, 두 번째 매 분석마다 새로운 사전을 사용하는 것이 아니라 기존에 잘 구축되어 있는 외부 사전을 사용하는 사전 기반(Dictionary-based) 방법, 세 번째 해당 말뭉치에 맞는 적절한 감성 어휘를 재구축하는 말뭉치 기반(Corpus-based) 접근 방법이 있으며, 총 세 가지 세부 방법을 가지고 있다 (Taboada et al. 2011). 기계학습 기반 접근 방식은 지도 학습(Supervised Learning), 비지도 학습(Unsupervised Learning)으로 나눌 수 있으며 기계학습의 다양한 기법들을 통해 텍스트의 정보를 추출하여 감성을 분류하는 방식이다(Pang et al., 2002). 기계학습 기반 기술이 발달하면서 어휘 기반의 감성 분석 방법보다는 기계학습 모델 기반의 감성 분석이 많이 수행 되고 있으며 특히, 딥러닝 기법이 우수한 성능을 보이고 있으며, 기계학습 기반 관련 연구들이 많이 시도되고 있다(Syaekhoni et al., 2017; Young et al., 2018).

제2절 신경망을 활용한 감성 분석 모델

2.1. 단문 감성 분석 모델

여러 개의 단어가 하나의 단문(Short-text)으로 이루어져 있는 하나의 문장에 대하여 단어 단위 또는 글자 단위로 임베딩(Embedding) 작업을 수행한 후 합성곱 신경망, 순환 신경망 등의 기법을 통해 단문에서의 감성 정보의 특징 값을 추출하고 이를 활용하여 감성 분석하는 방법이다(서상현 and 김준태, 2016).

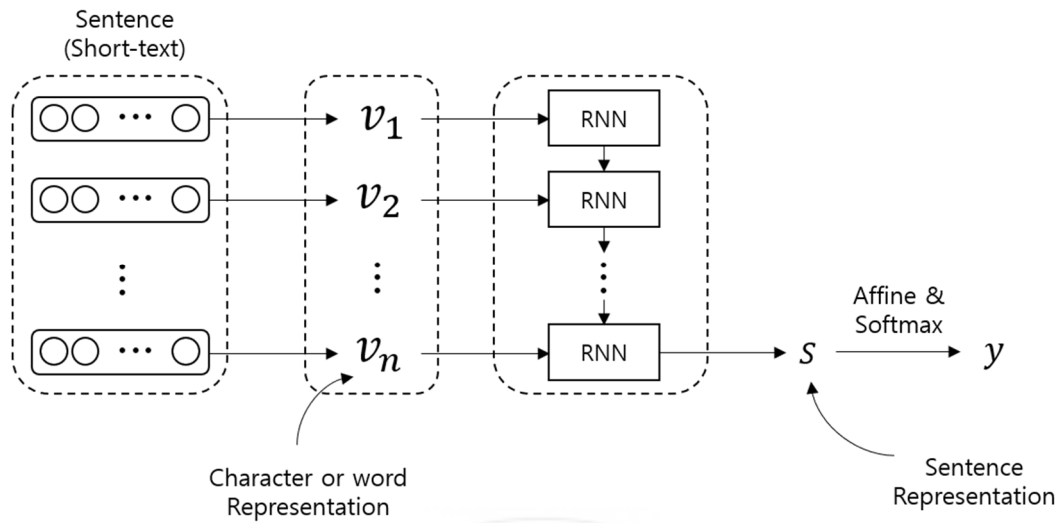
합성곱 신경망을 활용한 감성 분석 모델의 구조는 다음과 같다(Kim, 2014; <그림2> 참조).



<그림 2> 합성곱 신경망을 활용한 단문 감성 분석 모델

음절 기반 합성곱 신경망(Character-level CNN; CharCNN) 모델은 형태소 분석, 품사 분석 등을 할 필요가 없으므로 전처리 작업을 따로 거치지 않아도 되다는 장점을 가지고 있다(Zhang et al., 2015). 선행 연구를 통해 한국어에서도 적용 가능한 것으로 나타났다(김동성 et al., 2017).

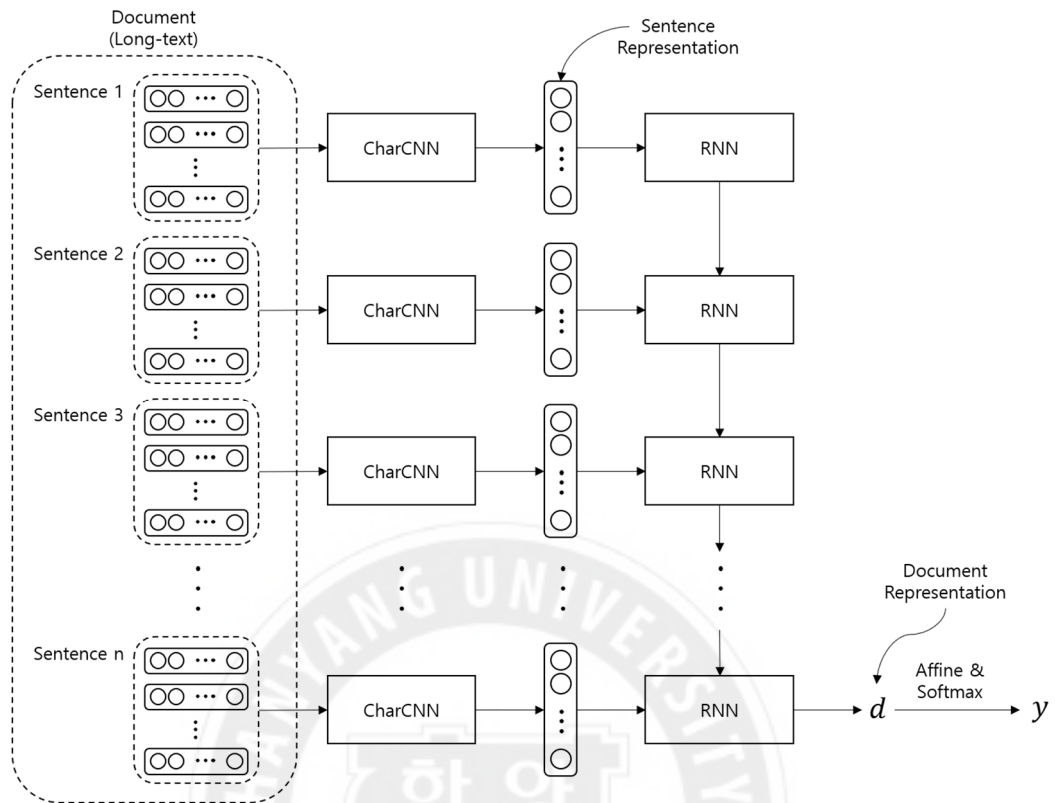
순환 신경망을 활용한 감성 분석 모델의 구조는 다음과 같다(<그림3> 참조).



<그림 3> 순환 신경망을 활용한 단문 감성 분석 모델

2.2. 장문 감성 분석 모델

여러 개의 문장이 하나의 장문으로 이루어져 있는 문장에 대하여 문장 단위로 나눈 후 단문에서 활용한 음절 기반 합성곱 신경망을 사용하여 각각의 문장에 대한 특징 값을 추출하고 이를 다시 순환 신경망 기법을 통해 문장 단위에서 추출한 특징 값을 장문 전체의 특징 값으로 추출하여 장문에 대하여 감성 분석하는 방법이다(서상현 and 김준태, 2016; Zhou et al., 2015; Wang et al., 2016; <그림4> 참조).

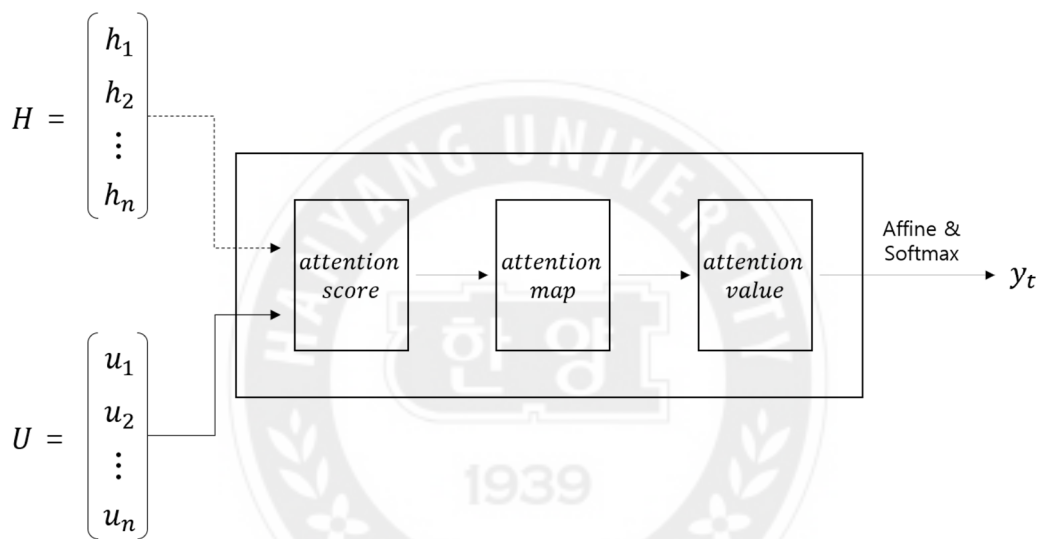


<그림 4> 순환 신경망을 활용한 장문 감성 분석 모델

제3절 어텐션 메커니즘 구조

Sequence-to-Sequence에서 RNN 노드(node)들을 통하여 문장에 대한 문장 벡터(context vector) 정보를 고정된 크기의 벡터에 정보를 함축하는데 있어, 입력 문장이 길어질 경우 정보가 소실되어 효율적으로 학습하지 못한다는 문제가 있었으며 이를 해결하기 위해 LSTM과 GRU를 통하여 문제를 보완하려고 했으나 여전히 효율적으로 학습하지 못한다는 문제점과 RNN의 고질적인 문제인 기울기 소실 문제를 가지고 있었다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 디코더(decoder)에서 매 시점(time

step)마다, 인코더(encoder)를 통하여 들어온 전체 입력 문장의 단어 관계를 해당 시점에서 예측해야 할 단어와 연관이 있는 입력 단어 부분을 주의 집중하여 가중치를 반영한 문장 벡터를 구하고 기존 문장 벡터를 연결하여 활용하는 방법으로 딥러닝 분야에서 향상된 성능을 보여줬다(여운영, 2019; Bahdanau et al., 2014; Sutskever et al., 2014; <그림5> 참조).



<그림 5> 어텐션 메커니즘 구조

어텐션 메커니즘의 주요한 수식은 다음과 같다. 인코더에서의 t 시점의 출력값을 h_t , 디코더에서 출력값을 u_t 라고 했을 때, 어텐션 스코어(*attention score*)는 (수식 1)로 계산된다. 이를 (수식 2)는 통하여 소프트맥스 함수를 통해 유사한 정도의 비율을 계산하고 산출하여 어텐션 맵(*attention map*)을 생성한다. (수식 3)은 어텐션 맵을 각 해당하는 인코더의 출력값(*attention value*)을 산출하고 이를 (수식 4)를 통하여

t시점의 어텐션 출력 값과 합치는 과정을 거쳐 최종적으로 t시점 어텐션 출력 값을 추출한다(김현건, 2020).

$$attention\ score(dot-product) = e_t = u_t H^T \quad (\text{수식 } 1)$$

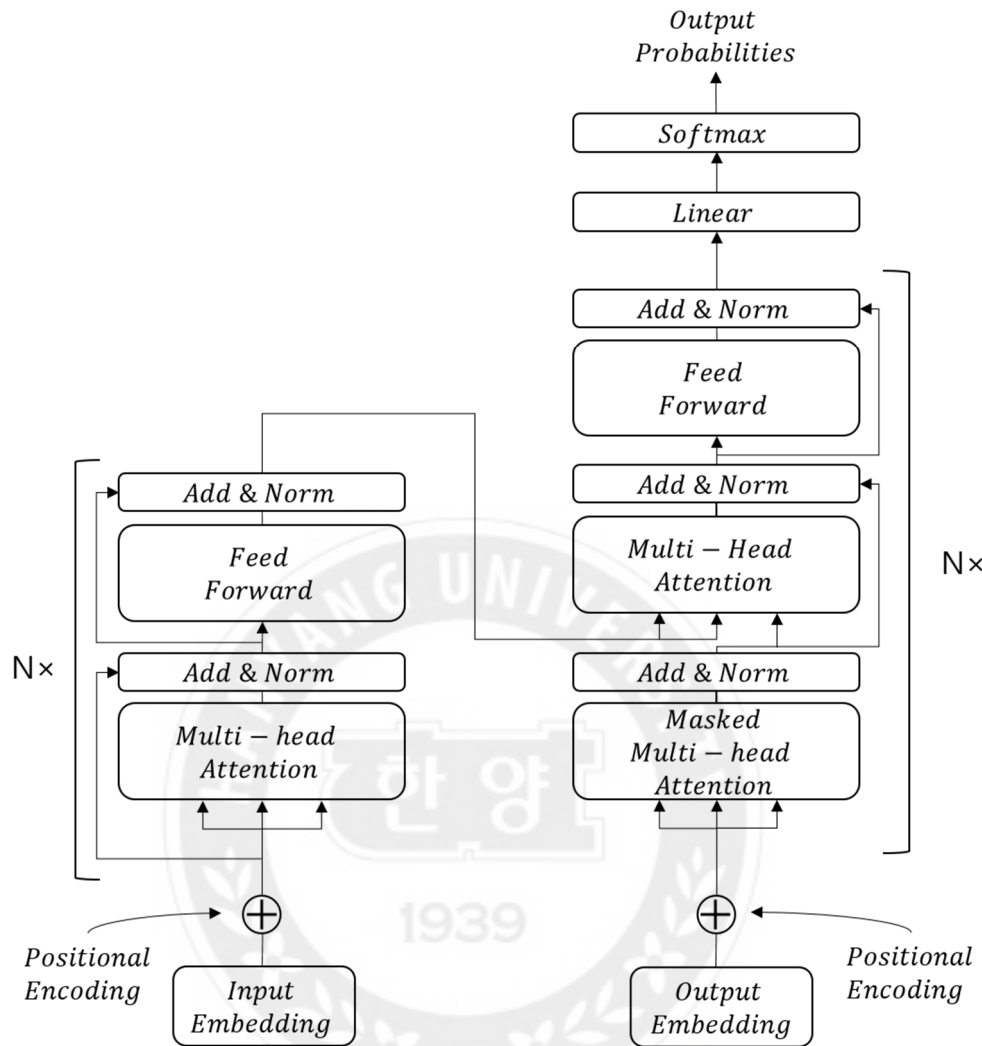
$$attention\ map = a_t = softmax(e_t) = \frac{\exp(e_t)}{\sum_{i=1}^n \exp(e_i)} \quad (\text{수식 } 2)$$

$$attention\ value = c_t = a_t H \quad (\text{수식 } 3)$$

$$attention\ output = concatenate(c_t, u_t) \quad (\text{수식 } 4)$$

제4절 트랜스포머

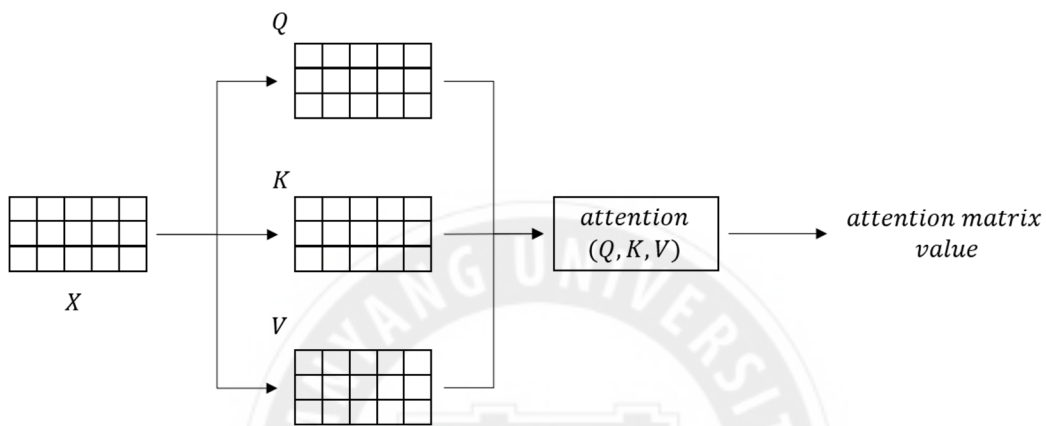
어텐션 메커니즘을 활용한 Sequence-to-Sequence 모델은 RNN을 활용하기 때문에 전반적으로 학습 속도가 느리고 병렬 처리를 할 수 없다는 한계점이 있었다. 이러한 한계점을 개선하기 위하여 Transformer 모델은 기존 Sequence-to-Sequence의 인코더와 디코더 구조에 RNN은 사용하지 않고 오로지 어텐션만 활용하여 모델을 구성하였다. 그렇기 때문에 학습시간을 감소시키고 병렬 처리를 가능하도록 하였다. Transformer 모델의 인코더와 디코더는 N개의 블록으로 구성되어 있으며, 각 블록은 셀프 어텐션 메커니즘과 멀티 헤드 어텐션(multi-head attention)으로 구성되어 있다(Vaswani et al., 2017; <그림6> 참조).



<그림 6> Transformer 구조

셀프 어텐션은 문장에서 각 단어끼리 얼마나 관계가 있는지를 계산해서 반영하는 방법으로 문장 안에서 단어들 사이 관계를 측정할 수 있다. 어텐션 값을 구하는 수식은 다음과 같다. $Sequence \times Embedding$ 차원을 가진 X 를 이와 동일한 Q (Query), K (Key), V (Value) 를 생성한다. (수식 5)를 통하여 Q 와 K^T 를 내적하여 어텐션 스코어를 계산하고 $Embedding$ 의 차원을 제공근

하여 정규화를 시행한 후에 나온 값을 소프트 맥스 함수(softmax function)를 통하여 어텐션 맵을 생성한 후 V 를 곱하면 어텐션 매트릭스 값(attention matrix value)이 나온다(Vaswani et al., 2017; <그림 7> 참조).



<그림 7> 셀프 어텐션 구조

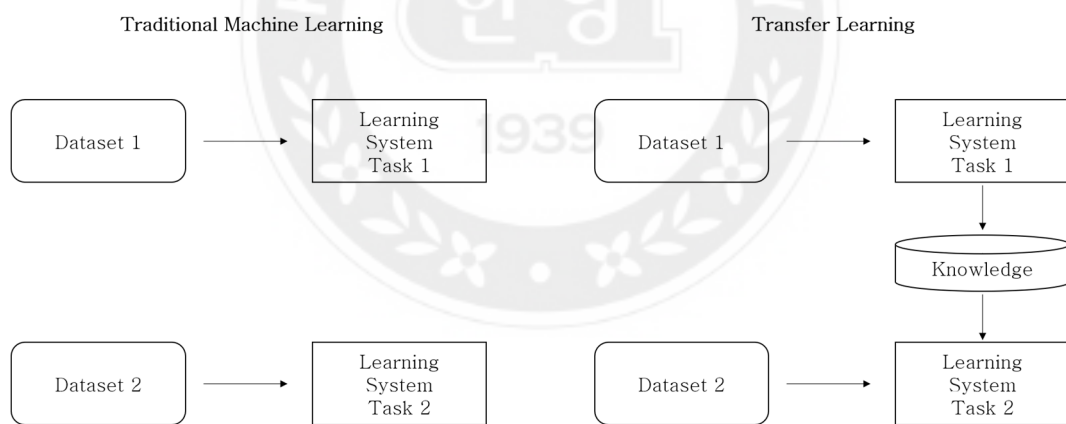
$$attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (\text{수식 5})$$

멀티 헤드 어텐션은 셀프 어텐션 방식 기반으로 구성되어 있으며 하나의 차원에 대해서 하나의 주의만 적용시키는 것이 아닌 어텐션 맵을 여러 개를 만들어 다양한 특징에 대한 어텐션을 볼 수 있게 한 방법이다(Vaswani et al., 2017)

제5절 전이 학습 모델

전이 학습(Transfer Learning)은 사전 학습(pre-training)된 모델을

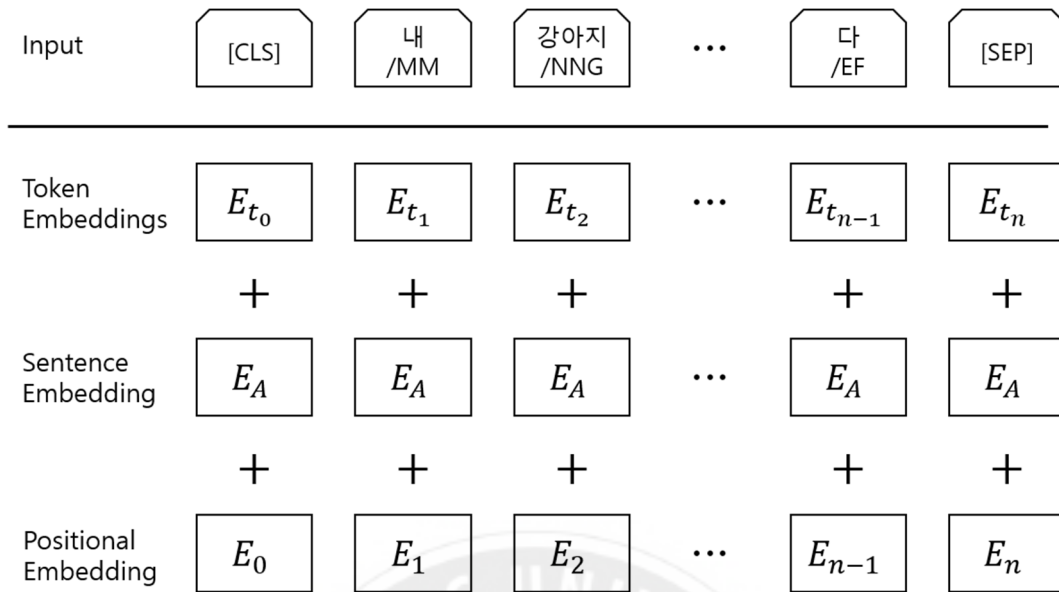
사용하여 딥러닝 문제를 해결하는 기술이며 머신 러닝 모델을 구축하고 훈련하는 전통적인 접근 방식과 큰 차이가 있다. 전통적인 머신 러닝의 모델의 경우 한정된 데이터에 대해서 각각의 모델들이 독립적으로 학습하고 구현되기 때문에 각각의 모델들은 연관관계는 없다고 볼 수 있다. 즉, 특정 데이터를 이용하여 학습을 진행한 모델은 다른 유형의 데이터를 적용하여 학습하였을 경우 비슷한 성능이 나올 것이라고 확신할 수 없다. 하지만 전이 학습 모델의 경우 특정 데이터와 다른 유형의 데이터를 이용하여 학습을 수행하여 다른 문제(task)에서 사전 학습된 모델의 특징과 가중치를 활용하여 새로운 모델을 훈련하고 구현할 수 있다(이한수 et al., 2018; Pan and Yang, 2009; <그림8> 참조)



<그림 8> 일반적인 기계학습과 전이 학습 모델의 학습 방법

5.1. BERT

BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformer) 모델은 Transformer 모델 구조를 활용하는데 모델의 전체를 사용하는 것이 아니라 인코더 부분만 사용하여 문장의 앞뒤 문맥을 고려하여 양방향으로 학습한다. BERT는 파라미터의 수와 인코더 블록에 따라 Base와 Large 2개 모델로 나누어지며, Base 모델은 12개, Large 모델은 24개로 구성되어 있다. 사전 학습된 가중치를 가지고 있는 BERT는 레이블이 없는 코퍼스를 이용하여 비지도 학습 방식으로 진행되어 사전 학습하고, 미세 조정(Fine-tuning)을 통해 사용하려는 목적에 맞게 학습하는 것이 특징이며 자연어 처리 문제에서 높은 성능을 보여줬다. BERT의 입력은 일반적으로 세 가지의 임베딩으로 표현된다. 첫째, 토큰 임베딩(token embeddings)은 토큰의 의미 표현을 나타내며, 단어를 서브 워드(sub-word)의 단위로 변환시키는 Word Piece Embedding 방식을 사용한다. 이 방식은 사전에 없는 단어 처리에 효과적이다. 둘째, Segment Embeddings은 두 개의 문장을 입력으로 활용할 때 사용하며, 문장과 문장 사이에 문장 구분자([SEP])를 포함하여 문장을 구분하는 역할을 한다. 셋째, Position Embeddings은 각각 문장 단어들의 위치 정보를 뜻한다. 감성 분류 문제에서의 BERT 모델의 입력 값은 하나의 문장을 입력하여 모든 입력 앞에 특수 기호([CLS])를 추가하고 문장 끝에 문장 구분자를 추가시킨 구조를 만들어 토큰 임베딩을 적용하고 벡터화 하여 Position Embeddings과 Segment Embeddings를 elementwise sum을 수행하여 BERT 입력 값으로 사용한다(박천음 and 이창기, 2019; Devlin et al., 2018; <그림9> 참조).



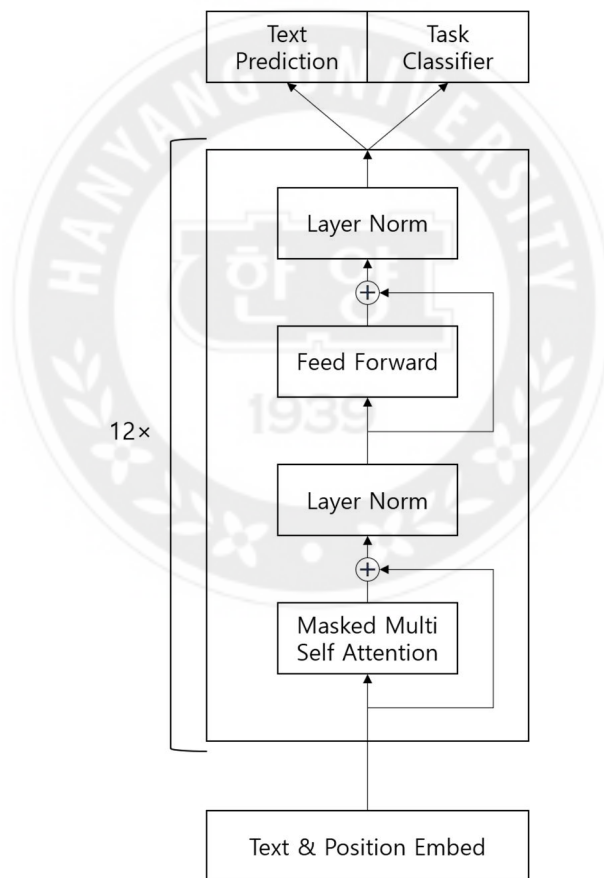
<그림 9> 감성 분석 BERT 입력 구조

KoBERT는 기존 Google에서 개발된 다국어 모델 BERT-Multilingual의 한국어 성능 한계를 극복하기 위해 개발되었다. 한글 위키피디아(Wikipedia)와 뉴스에서 수집한 2,500만 문장으로 이루어진 대규모 데이터로 학습하였으며, 학습 데이터 기반으로 BPE(Byte Pair Encoding) 토큰라이저를 적용하여 한국어의 불규칙한 언어 변화의 특성을 반영하도록 학습하였다. (KoBERT, 2019).

5.2. GPT2

Open AI에서 제안한 모델인 GPT(Generative Pre-training)의 모델 구조는 BERT와 마찬가지로 자연어 처리 데이터를 활용해 비지도 학습으로 사전 학습한 후 학습된 가중치를 활용하여 미세 조정을 통해 사용하려는

목적에 맞게 학습하는 모델이다. Transformer의 인코더 구조만 사용한 BERT와 다르게 GPT에서는 Transformer의 디코더 구조만 사용한 모델이다. BERT는 문장의 앞뒤 문맥을 고려하여 양방향으로 학습한 반면에 GPT는 디코더의 순방향 마스크 어텐션을 사용하여 정방향으로 학습이 진행되는 순차적으로 학습하는 모델이다. GPT는 앞의 단어들을 활용하여 다음 단어들을 예측하는 방식으로 학습한다(Radford et al., 2018; <그림10> 참조).



<그림 10> GPT1 구조

GPT2의 모델 구조는 GPT1과 거의 동일하게 Transformer의 디코더를 기반으로 하며 달라진 부분은 기존의 디코더에서 각 레이어 직후 레이어 정규화가 각 부분 블록의 입력 쪽으로 위치가 이동했고 추가로 마지막 셀프 어텐션 레이어 블록 이후 레이어 정규화가 적용된다(Radford et al., 2018; Radford et al., 2019).

KoGPT2는 기존 Google에서 개발된 OpenAI GPT2 모델의 한국어 성능 한계를 극복하기 위해 개발되었다. 한글 위키피디아, 뉴스, 텍스트 말뭉치를 수집하여 총 1억 5,200만 문장의 데이터로 학습하였으며, 학습 데이터 기반으로 BPE 토큰라이저를 적용하여 한국어의 불규칙한 언어 변화의 특성을 반영하도록 학습하였다(Radford et al., 2019; KoGPT, 2020).



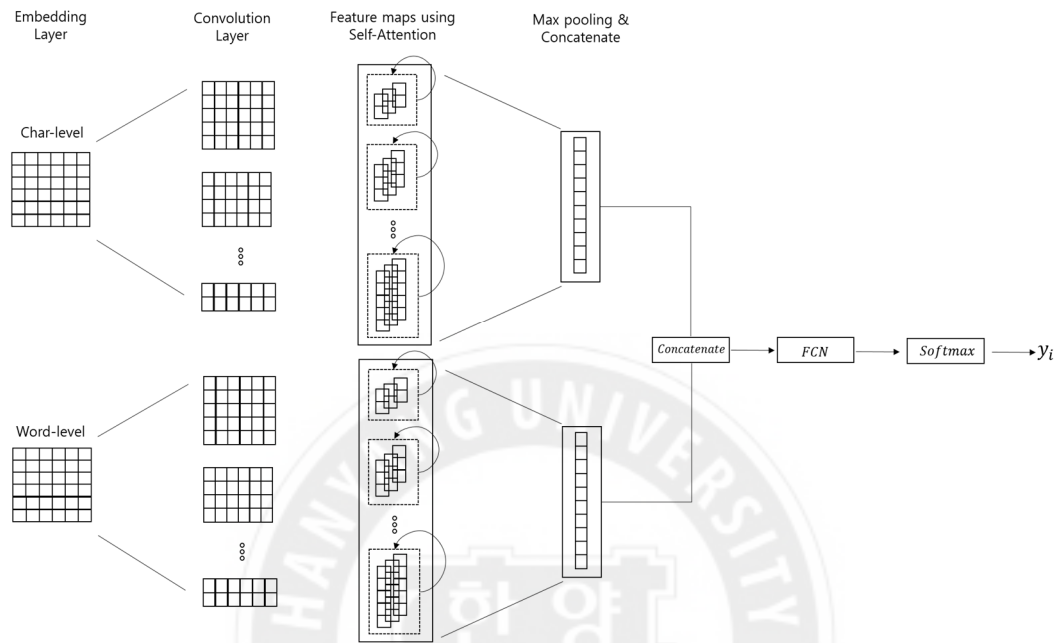
제3장 제안 모델

대화문에서의 감성 분석의 경우 기존 단문과 장문 감성 분석과 함께 이전의 발화문을 참고하여 문맥의 특징을 파악할 수 있는 감성 분석 방식의 접근이 필요하다. 예컨대, '나는 행복해' 와 '나도 그래'라는 두 개의 발화문으로 이루어진 대화문에서 '나도 그래'의 경우, 단순히 발화문으로만 보았을 때 어떤 감성인지 파악하기 어렵다. 이때 사람은 이전 발화문을 참고하여 문맥적인 상황에 따라 해당 발화문이 '행복'이라는 것을 파악할 수 있듯이 대화문에서의 감성 분석은 문맥의 특징을 파악하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 기존 단문에서의 감성 분석 모델과 문맥의 특징을 고려할 수 있는 감성 분석 모델을 제시하여 대화문에서의 감성 분석 성능을 비교하였다.

제1절 단문 모델

1.1. Char + Word + CNN + Self-Attention 모델

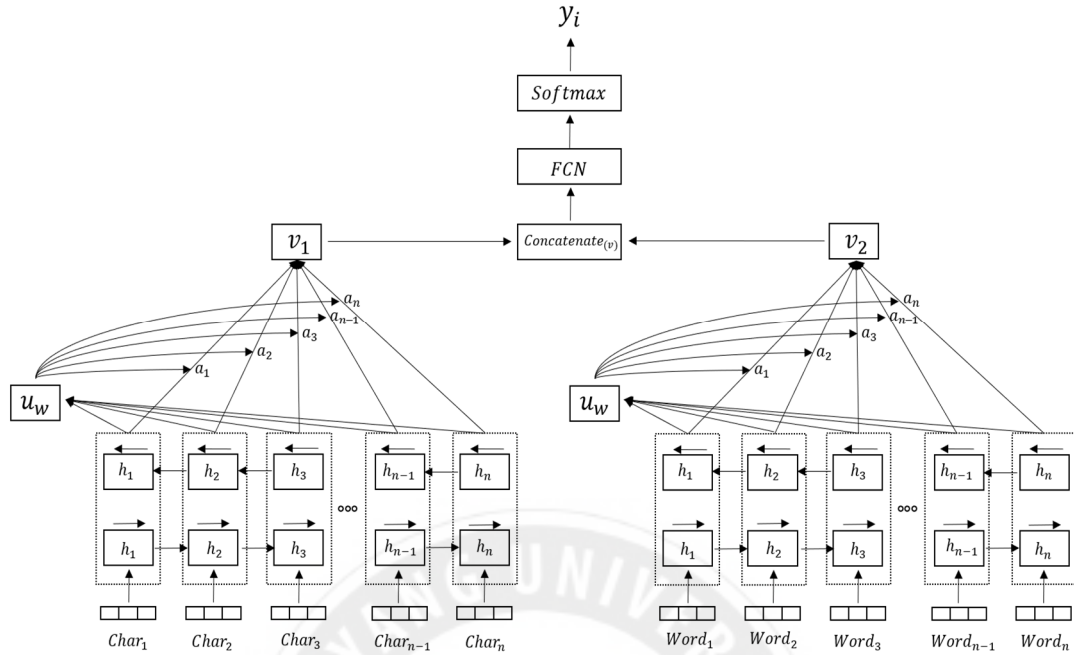
기존 단문에서 활용하는 CNN 모델을 활용한 모델이다. 음절 단위와 형태소 분석을 통한 단어 단위의 임베딩을 통하여 음절과 단어의 특징 둘 다를 반영하도록 하였고 음절 단위와 단어 단위의 임베딩을 병렬적으로 입력을 받아 합성곱 레이어를 거쳐 추출한 피쳐맵을 셀프어텐션을 활용하여 각각 특징들에 주의 집중할 수 있도록 하였으며, 과적합 문제를 최소화할 수 있도록 맥스풀링 계층을 거치고 피쳐들을 연결시켜 피쳐벡터를 생성하여 각 발화문에 대한 감성을 분석하는 모델이다(<그림11> 참조).



<그림 11> CharCNN + WordCNN + Self-Attention 모델

1.2. Char + Word + BI-LSTM + Attention 모델

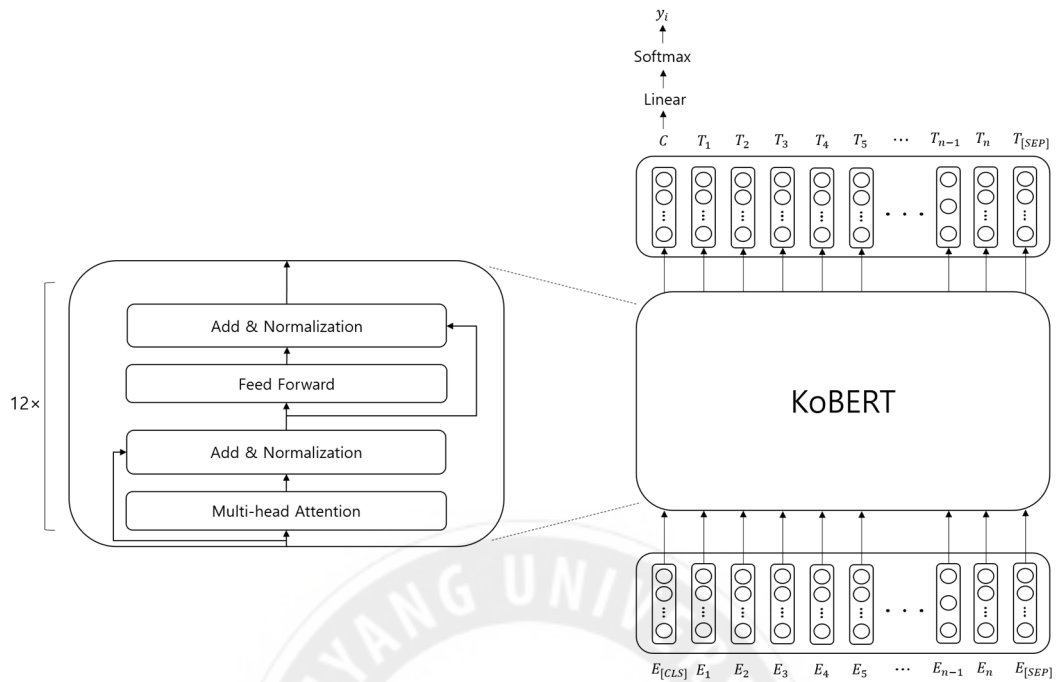
병렬적으로 구성된 두 개의 BI-LSTM 모델은 각각 음절 단위와 형태소 분석을 통한 단어 단위의 임베딩을 통하여 음절과 단어의 특징 둘 다를 반영하도록 하였다. BI-LSTM 모델을 활용하여 문장의 순차적 특징과 문장 역순의 특징 둘 다 파악할 수 있게 하였고 이러한 특징들을 어텐션 메커니즘을 활용하여 기존의 RNN 모델의 한계점이었던 기울기 소실 문제를 해결할 수 있도록 하였다(<그림12> 참조).



<그림 12> Char + Word + BI-LSTM + Attention 모델

1.3. KoBERT 모델

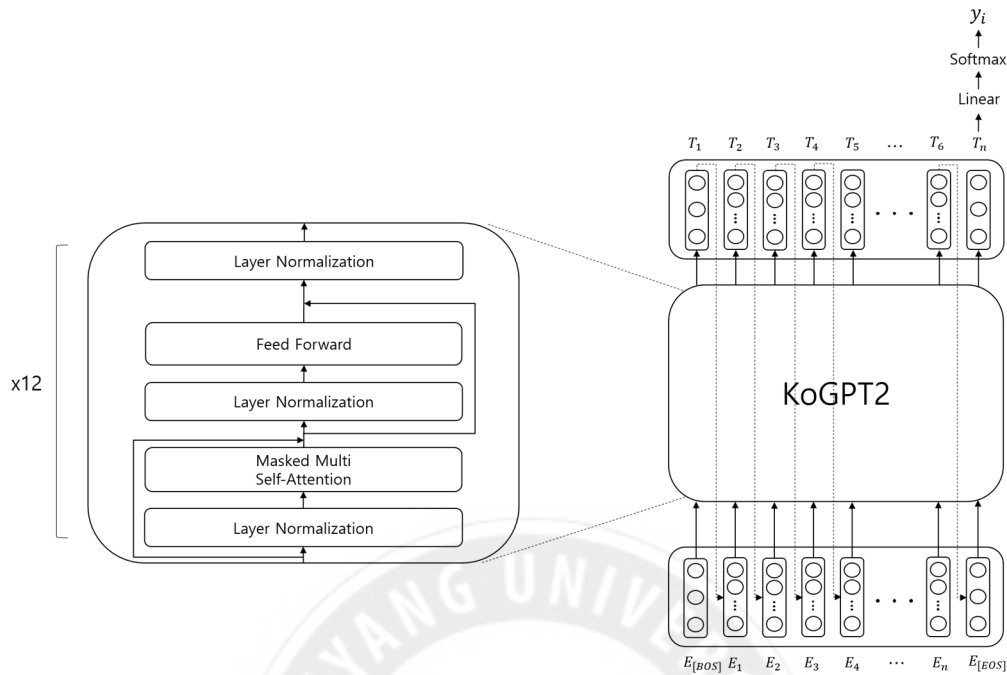
입력된 문장은 BPE로 토큰화하여 토큰 임베딩을 얻고 문장의 감성을 분석하기 위해 Segment Embeddings과 Position Embeddings을 더하여 입력 값 E_i 를 만든다. 사전 학습된 KoBERT 모델을 활용하여 Transformer 인코더로 이루어진 KoBERT 레이어를 거쳐 CLS 토큰의 특징 C 와 BPE로 임베딩한 값 E_i 특징들을 T_i 로 생성한다. BERT는 Transformer의 인코더를 활용하기 때문에 양방향으로 학습을 진행한다. 그렇기에 C 는 문장의 특징이 담겨있어 이를 통해 감성 분석을 진행한 모델이다(<그림13> 참조).



<그림 13> KoBERT 모델

1.4. KoGPT2 모델

BPE 방식의 임베딩을 통하여 트랜스포머 모델의 디코더 구조를 거쳐 순방향 마스크 어텐션과 이전 단어들을 활용해 다음 단어를 예측하는 단문 모델로 $E_{[BOS]}$ 토큰을 시작으로 KoGPT2를 통해 T_n 현재 나올 단어 정보를 추출하고, 추출한 값은 T_n 에 입력하여 그 다음 단어를 예측하는 방식으로 진행되어 마지막 $E_{[EOS]}$ 토큰에서 KoGPT2를 거쳐 각 발화문에 대한 감성을 분석하는 모델이다(<그림14> 참조).

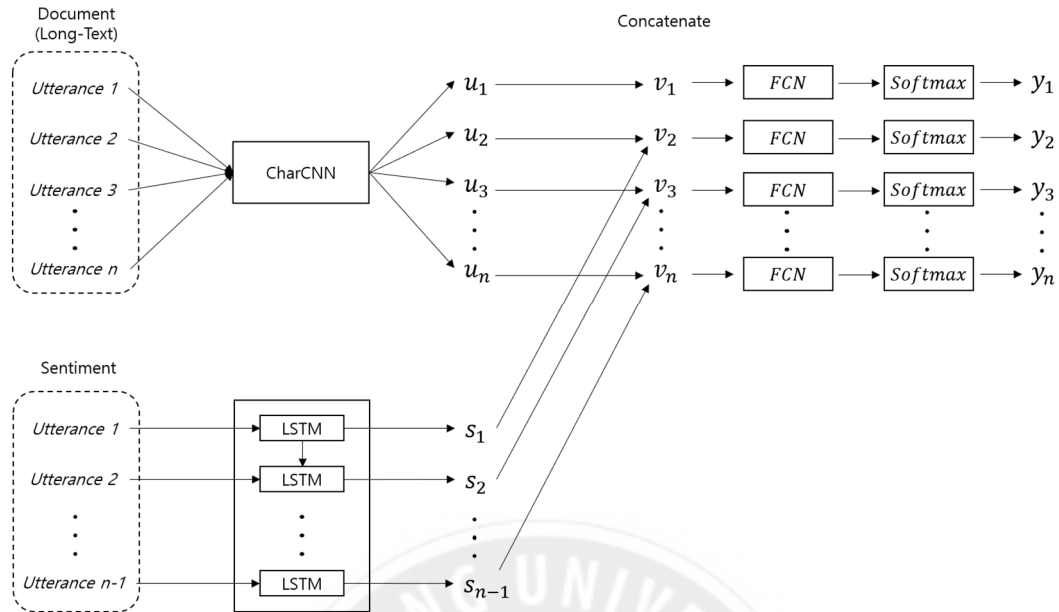


<그림 14> KoGPT2 모델

제2절 문맥 모델

2.1. 제안 모델 - CharCNN + LSTM 모델

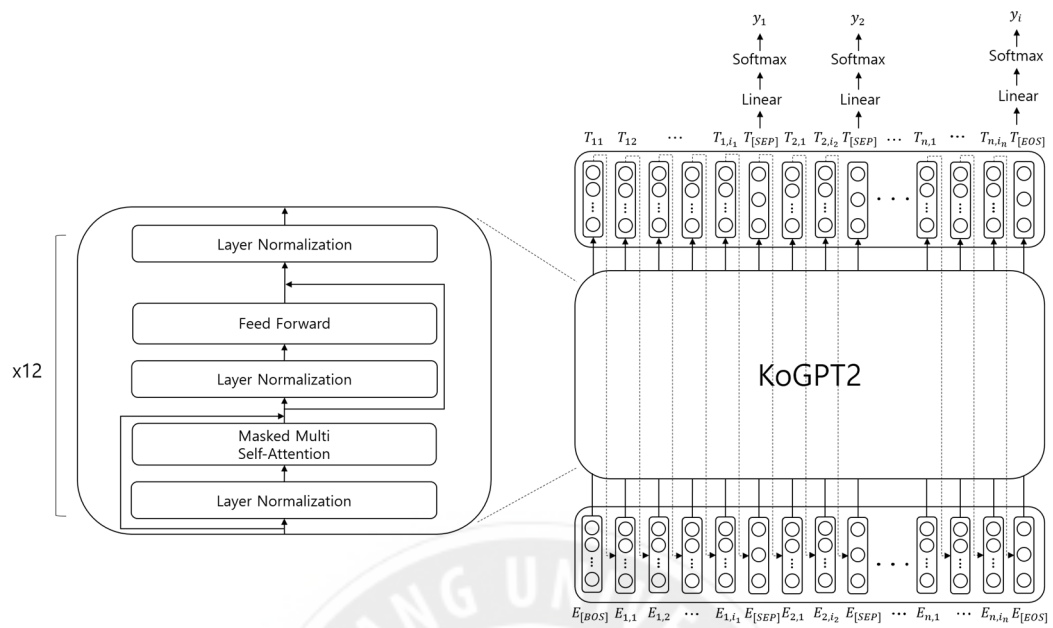
단문의 특징과 대화문의 문맥을 파악하여 발화자의 감성을 예측할 수 있도록 한 모델로 기존 단문에서 활용하는 CharCNN을 활용하여 단문의 특징 값(u_n)을 추출하고, 대화문 감성의 흐름을 파악하기 위해 이전의 문장의 감성을 참고할 수 있도록 LSTM 모델을 활용하였다. 대화문의 각 발화문에서 u_n 을 통해 발화문의 정보를 추출하고 LSTM에서 s_n 을 통해 감성의 흐름의 정보를 추출하여 두 개의 정보를 연결한 후 각 발화문에 대한 감성을 분석하는 모델이다.



<그림 15> CharCNN + LSTM 모델

2.2. 제안 모델 - Context - KoGPT2 모델

단문의 특징과 대화문 문맥의 특징을 둘 다 파악할 수 있는 대화문 모델이다. 첫 번째 발화문은 $E_{[BOS]}$ 토큰을 시작으로 KoGPT2를 통해 $T_{n,i}$ 현재 나올 단어 정보를 추출하고, 추출한 값은 $E_{n,i+1}$ 에 입력하여 그 다음 단어를 예측하는 방식으로 진행되며 첫 발화문이 끝난 시점에 $T_{[SEP]}$ 토큰으로 감성을 분류하고, $T_{[SEP]}$ 의 정보를 다음 발화문 $E_{n+1,i}$ 토큰에 입력하여 이전 발화문의 문맥 정보를 참고하여 현 발화문의 감성을 분류하는 모델이다(<그림16> 참조).



<그림16> Context-KoGPT2 모델

제4장 실험

제1절 실험 데이터

본 연구에서는 발화자가 두 명인 대화문 데이터에 대하여 실험을 진행하였다. 작가가 생성한 글과 드라마 대본을 참고하여 첫 발화문을 생성한 후 대화가 진행되도록 발화문 뒤에 이어질 문장을 작문하여 생성한 데이터이며 총 6개의 발화문으로 이루어져 있고 대화문 기준 12,000건, 발화문 기준 72,000건을 실험 데이터로 설정하였다.

수집한 데이터는 단문과 문맥을 고려하여 세 명의 사람이 직접 다범주 감성 태그하여 교차 검증을 통해 라벨링 작업을 진행하였다. 실험에 활용한 감성은 기존 연구에서 감성을 분류하여 진행했던 감정인 '놀람', '두려움', '슬픔', '화남', '행복', '혐오' 총 6가지의 감성을 활용하여 분류하였고, 추가로 아무 감성이 없는 상태인 '중립'을 추가하여 7가지로 설정하였다(여운영, 2019; Ekman and Friesen, 1987; Kang et al. 2010). 수집한 데이터에서 감성 별 발화문의 개수는 다음과 같다(<표 1> 참조).

<표 1> 감성 별 발화문 수

감성	발화문 수
놀람	5,843
두려움	6,720

슬픔	12,568
화남	12,495
행복	11,440
혐오	4,694
중립	18,150
총합	72,000

제2절 실험 절차 및 결과

두 명의 발화자 간의 대화문 데이터를 실험 데이터로 설정하여 본 논문에서 제시한 4개의 단문 모델과 문맥의 특징과 감성의 흐름을 파악할 수 있는 2개의 문맥 모델을 각각 학습시키고 평가를 진행하여, 성능을 비교하였다. 실험은 각 모델 별로 10겹 교차 검증(10-fold cross validation)을 시행하여 발화문에 대한 감성 예측을 기준으로 설정하고 오차 값과 정확도(accuracy)의 평균을 통해 모델을 비교하였다. 오차 값은 분류 모델에서 사용하는 교차 엔트로피 오차 함수(Cross Entropy Error Function; CEE)를 사용하였다(<표 2>; <표 3>; <표 4>; <표 5> 참조).

<표 2> 단문 모델 교차 검증 결과 - 정확도

Accuracy				
	CharCNN + WordCNN + Self-Attn	CharCNN + WordCNN + BI-LSTM + Attention	KoBERT	KoGPT2
1	58.4999	63.0277	66.3477	69.1258
2	62.7638	66.6944	68.4305	70.6979
3	60.6805	64.8055	68.6277	69.5428
4	64.8194	65.3055	69.8136	71.8964
5	60.0694	63.3194	68.3284	70.8626
6	65.7500	70.0694	69.5833	75.6721
7	65.3333	70.9044	70.2157	75.6829
8	56.9999	62.1527	66.2498	68.0172
9	65.6257	69.3194	71.5421	74.6448
10	66.1111	73.4027	69.8945	72.9316
Min	60.0694	62.1527	66.3477	68.0172
Max	66.1111	73.4027	71.5421	75.6829
Mean	62.6653	66.9001	68.9033	71.9074

<표 3> 문맥 모델 교차 검증 결과 - 정확도

Accuracy		
	CharCNN + LSTM	Context - KoGPT2
1	63.7777	76.1823
2	69.4861	76.8078
3	68.1527	75.7244
4	67.2222	76.8503
5	66.5555	77.5226
6	70.4583	80.0028
7	71.9166	81.6751
8	62.1249	76.2335
9	71.6111	79.5634
10	72.2777	80.5131
Min	62.1249	75.7244
Max	72.2777	81.6751
Mean	68.3582	78.1075

〈표 4〉 단문 모델 교차 검증 결과 - 오차

CEE				
	CharCNN + WordCNN + Self-Attn	CharCNN + WordCNN + BI-LSTM + Attention	KoBERT	KoGPT2
1	1.4737	1.0166	0.9613	0.8674
2	1.3110	0.9411	0.9112	0.8315
3	1.4239	0.9807	0.8937	0.8594
4	1.2417	0.9737	0.8624	0.8213
5	1.1516	1.0315	0.9479	0.8846
6	1.1884	0.8367	0.8891	0.6982
7	1.1177	0.7918	0.8760	0.6560
8	1.7123	1.1102	0.9572	0.9986
9	1.3180	0.8775	0.8924	0.7183
10	1.1792	0.7438	0.8734	0.7481
Min	1.1177	0.7438	0.8734	0.6560
Max	1.7123	1.1102	0.9572	0.9986
Mean	1.3177	0.9303	0.9066	0.8083

<표 5> 문맥 모델 교차 검증 결과 - 오차

CEE		
	CharCNN + LSTM	Context - KoGPT2
1	1.0391	0.6455
2	0.8889	0.7891
3	0.8775	0.7001
4	0.9567	0.7529
5	0.9757	0.6874
6	0.8472	0.6587
7	0.7951	0.6052
8	1.1217	0.6790
9	0.8420	0.5709
10	0.7876	0.5084
Min	0.7876	0.5084
Max	1.1217	0.7891
Mean	0.9161	0.6957

각 모델 별로 10차 교차 검증 결과에 대한 교차 엔트로피 오차의 평균과 정확도 평균은 다음과 같다(<표 6> 참조).

<표 6> 모델 별 감성 분석 최종 실험 결과

Model	Mean Accuracy	Mean CEE
CharCNN + WordCNN +Self-Attn	62.6653	1.3117
Char + Word + BI-LSTM + Attn	66.9001	0.9303
KoBERT	68.9033	0.9066
KoGPT2	71.9074	0.8083
Proposed Model - CharCNN + LSTM	68.3582	0.9161
Proposed Model - Context - KoGPT2	78.1075	0.6957

총 72,000건의 발화문으로 이루어진 대화문 데이터를 활용한 모델 별 감성 분석 실험 결과를 통해 단문 모델보다 제안 모델인 문맥 모델 성능이 더 우수한 것을 확인할 수 있었다. 단문 모델에서 사전 학습 모델 KoGPT2가 제일 성능이 우수하였으며 단문 모델에서 제일 성능이 좋았던 KoGPT2 모델 기반으로 단문의 특징과 문맥의 특징을 파악할 수 있도록 설계한 제안 모델 Context-KoGPT2의 성능이 가장 우수한 것을 확인할 수 있었다. 본 논문에서 제안하는 모델은 단문의 특징과 문맥의 특징 둘 다 파악할 수 있어 대화문 감성 분석에서 문맥 모델의 우수성을 확인할 수 있었다.

제5장 결론 및 향후 연구

제1절 결론

기존 감성 분석의 연구는 다수가 아닌 한 명의 발화자가 작성한 문장을 분석하는 연구가 진행되어 왔으며, 다수의 발화자가 작성한 대화문의 경우 문맥의 특징을 제대로 파악할 수 없다는 한계점을 가지고 있다.

본 연구에서 다범주 감성 분석 성능을 평가하기 위하여 총 72,000건의 발화문을 수집하여 교차 엔트로피 오차와 정확도를 평가 기준으로 다른 연구 모델들과 성능을 비교하였다. 제안하는 모델을 통해 단문의 특징을 파악하는 방법에서 감성의 흐름과 문맥의 특징을 파악할 수 있도록 확장하였고, 최근 감성 분석에서 성능이 우수한 전이 학습 모델을 활용하여 기존 단문, 장문에서 사용하는 감성 분석 모델보다 더 우수한 대화문에서의 감성 분석 모델을 제안하였다.

제2절 향후 연구

본 연구의 향후 연구 방향은 다음과 같다. 먼저, 본 연구에서는 두 명의 발화자가 대화한 데이터를 활용하여 기존 감성 분석 방식에서 문맥의 특징과 감성의 흐름을 파악하고 전이 학습 모델을 활용하여 대화문 모델을 제시하였지만, 두 명이 아닌 세 명 이상이 대화한 대화문의 경우 발화의 순서가 일정하지 않으므로 본 연구에서 제시한 모델은 각 발화자의 특성을 파악하기 어렵다는 문제가 있어 이를 해결하기 위한 추가적인 연구가

필요하다. 두 번째로 본 연구에서는 6개의 발화문으로 이루어진 3턴의 대화문 데이터를 활용하였지만 3턴 이상의 대화문으로 이루어진 데이터를 활용하여 제안한 모델의 감성 분석 성능 평가가 필요하다. 마지막으로 한국어로 이루어진 대화문으로만 감성 분석 성능을 평가하였지만 영어를 포함한 외국어 대화문을 바탕으로 제안한 모델의 감성 분석 성능 평가 또한 필요하다.



참고 문헌

- 김동성, 김기태, 여운영, 김종우. "딥러닝 기법을 활용한 문장의 다범주 감성 분석 연구." 한국지능정보시스템학회 학술대회논문집 (2017): 117-118.
- 김동성, 김기태, 김종우. "딥러닝 기법을 활용한 소셜미디어 텍스트의 문자 기반 다범주 감성분석 방안." 대한산업공학회 춘계공동학술대회 논문집 (2017): 5082-5084.
- 김현건. "셀프 어텐션과 토픽 모델링을 활용한 문서 요약 기법 연구." Diss. 한양대학교 대학원, 2020.
- 박천음, and 이창기. "BERT 기반 Variational Inference와 RNN을 이용한 한국어 영화평 감성 분석." 정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지, 25.11 (2019): 552-558.
- 서상현, and 김준태. "딥러닝 기반 감성분석 연구동향." 한국멀티미디어학회지, 20.3 (2016): 8-22.
- 알렉스 샤이코니, 서상현, and 권영식. "딥러닝 기반의 다범주 감성분석 모델 개발." 한국IT서비스학회지, 16.4 (2017): 149-160.
- 이한수, 김종근, 유정원, 정영상, 김성신. "전이학습 기반의 합성곱 신경망을 이용한 다중클래스 분류에 관한 연구." 한국지능시스템학회 논문지, 28.6 (2018): 531-537.
- 여운영. "시퀀스 투 시퀀스와 어텐션 메커니즘을 활용한 대화문에서의 다범주 감성 분석." Diss. 한양대학교 대학원, 2019.

- Bakliwal, A., J. Foster, J. van der Puil, R. O'Brien, L. Tounsi, and M. Hughes. "Sentiment analysis of political tweets: Towards an accurate classifier." *Proceeding of Computational Linguistics*, 2013.
- Bahdanau, D., K. H. Cho, and B. Yoshua. "Neural machine translation by jointly learning to align and translate." *arXiv preprint arXiv:1409.0473* (2014).
- Devlin, J., M. W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova. "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding." *arXiv preprint arXiv:1810.04805* (2018).
- Ekman, P., and W. V. Friesen. "Unmasking the face: A guide to recognizing emotions from facial clues." *Ishk*, 2003
- Kang, S. W., H. M. Park, and J. Y. Seo. "Emotion classification of user utterance sentences for conversation system." *Cognitive Science*, 21.4(2010): 459–480.
- Kim, Y., "Convolutional neural networks for sentence classification." *arXiv preprint arXiv:1408.5882* (2014).
- Kim, D. S., and J. W. Kim. "Public opinion sensing and trend analysis on social media: a study on nuclear power on Twitter" *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 9.11 (2014): 373–384.
- Liu, B., "Sentiment Analysis and Opinion Mining." *Synthesis lectures on*

- human language technologies, 5.1 (2012): 1–167.
- Medhat, W., A. Hassan, and H. Korashy. "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey." *Ain Shams Engineering Journal*, 5.4 (2014): 1093–1113.
- Pang, B., and L. Lee. "Opinion mining and sentiment analysis." *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 2.1–2 (2008): 1–135.
- Pan, S. J., and Q. Yang. "A survey on transfer learning." *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 22.10 (2009): 1345–1359.
- Peters, M. E., M. Neumann, M. Iyyer, M. Gardner, C. Clark, K. Lee, and L. Zettlemoyer. "Deep contextualized word representations." *arXiv preprint arXiv:1802.05365* (2018).
- Radford, A., K. Narasimhan, T. Salimans, and I. Sutskever. "Improving language understanding by generative pre-training." (2018): 12
- Radford, A., J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei, and I. Sutskever. "Language models are unsupervised multitask learners." *OpenAI blog*, 1.8 (2019): 9.
- Sutskever, I., O. Vinyals, and Q. V. Le. "Sequence to sequence learning with neural networks." *Advances in NIPS*, 27 (2014): 3104–3112.
- Syaekhoni, M. A., S. H. Seo, and Y. S. Kwon. "Development of deep learning

- model for multi-class sentiment analysis." *Journal of Information Technology Services*, 16.4 (2017): 149–160.
- SKT-Brain, KoBERT(2019) Retrieved Dec., 10, 2020, from <https://github.com/SKTBrain/KoBERT>
- SKT-AI, KoGPT2(2020) Retrieved Dec., 10, 2020, from <https://github.com/SKT-AI/KoGPT2>
- Taboada, M., J. Brooke, M. Tofiloski, K. Voll, and M. Stede. "Lexicon-based methods for sentiment analysis", *Computational linguistics*, 37.2 (2011): 267–307.
- Vaswani, Ashish, et al. "Attention is all you need." *Advances in NIPS*, 30 (2017): 5998–6008.
- Wang, J., L. C. Yu, K. R. Lai, and X. Zhang. "Dimensional sentiment analysis using a regional CNN-LSTM model." In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2 (2016): 225–230.
- Young, T., D. Hazarika, S. Poria, and E. Cambria. "Recent trends in deep learning based natural language processing." *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 13.3 (2018): 55–75.
- Zhou, C., C. Sun, Z. Liu, and F. Lau. "A C-LSTM neural network for text classification." *arXiv preprint arXiv:1511.08630* (2015).

Abstract

A Study on

Multi–Category Sentiment Analysis

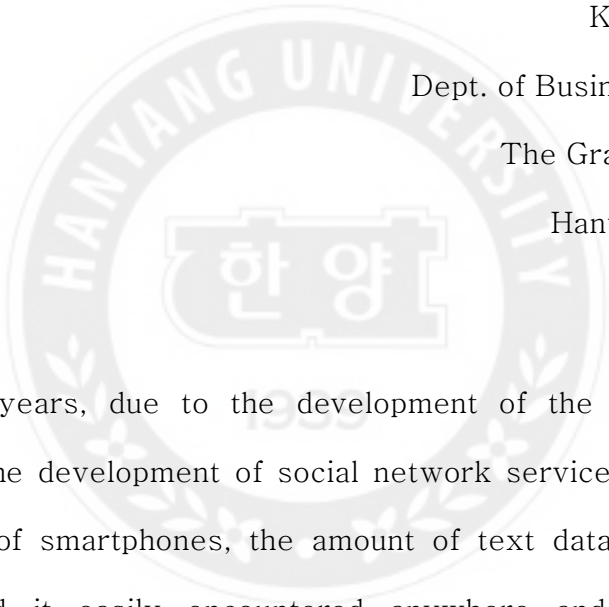
In Dialogue Using Contextual Features

Kim, Seon Haeng

Dept. of Business Informatics

The Graduate school of

Hanyang University

The seal of Hanyang University is a circular emblem. It features the university's name in English, 'HANYANG UNIVERSITY', around the top inner edge and the year '1939' at the bottom. In the center is a stylized Korean character '한' (Han) and '양' (Yang) combined, with a small '1939' below it.

In recent years, due to the development of the Internet online environment, the development of social network service(SNS), and the popularization of smartphones, the amount of text data is explosively increasing, and it easily encountered anywhere and anytime. The importance of text mining, which extracts meaningful and necessary information by utilizing text data from among such numerous data, is increasing. Sentiment analysis, one of the text mining techniques, concentrates on subjective information of the main opinions, emotions, dispositions, evaluations, attitudes and etc. contained in the text. It is a technique of identifying and classifying emotions into two conflicting polarity categories such as 'positive' and 'negative', or three or more

different categories.

Emotional analysis can often be divided into short text unit analysis and long text unit analysis. Short text unit analysis is a method of analyzing the sentiment of a single sentence consisting of several words as one short text, and long text unit analysis is a process that several sentences are composed of one long text. Studies have been mainly conducted to create a model based on dictionary-based or machine learning as a method for sentiment analysis. In the case of text data composed of conversational sentences, there are multiple speakers rather than one speaker, so it is necessary sentiment analysis methods that can grasp the context and context by referring to previous utterance along with short and long text unit analysis.

In this study, a transfer learning model KoGPT2 (Korean Generative Pre-training) and LSTM (Long Short-Term Memory) makes it possible to analyze the emotion by grasping the characteristics of the short sentence, the flow of emotion, and the context. To show the usefulness of the proposed method, an experiment has been performed using a conversational data classified into 7 multi-categories emotions ('surprise', 'fear', 'sad', 'anger', 'happiness', 'hate', and 'neutral'), which consists of 12,000 utterance data consisting of 72,000 conversation section. Through the experiment, we confirmed that the performance of the presented model was superior to the conventional sentiment analysis model. It can be applied to a variety of systems such as counseling systems and AI

speakers to which interactive agent technology is applied.

Keyword Multi-category sentiment analysis, Dialogue, Feature Extraction, Transfer learning, KoGPT2



연구 윤리 서약서

본인은 한양대학교 대학원생으로서 이 학위논문 작성 과정에서 다음과 같이 연구 윤리의 기본 원칙을 준수하였음을 서약합니다.

첫째, 지도교수의 지도를 받아 정직하고 엄정한 연구를 수행하여 학위논문을 작성한다.

둘째, 논문 작성시 위조, 변조, 표절 등 학문적 진실성을 훼손하는 어떤 연구 부정행위도 하지 않는다.

셋째, 논문 작성시 논문유사도 검증시스템 "카피킬러"등을 거쳐야 한다.

2020년12월14일

학위명 : 석사

학과 : 비즈니스인포매틱스학과

지도교수 : 김종우

성명 : 김선행

(서명)

한 양 대 학 교 대 학 원 장 귀 하

Declaration of Ethical Conduct in Research

I, as a graduate student of Hanyang University, hereby declare that I have abided by the following Code of Research Ethics while writing this dissertation thesis, during my degree program.

"First, I have strived to be honest in my conduct, to produce valid and reliable research conforming with the guidance of my thesis supervisor, and I affirm that my thesis contains honest, fair and reasonable conclusions based on my own careful research under the guidance of my thesis supervisor.

Second, I have not committed any acts that may discredit or damage the credibility of my research. These include, but are not limited to : falsification, distortion of research findings or plagiarism.

Third, I need to go through with Copykiller Program(Internet-based Plagiarism-prevention service) before submitting a thesis."

DECEMBER 14, 2020

Degree : Master

Department : DEPARTMENT OF BUSINESS INFORMATICS

Thesis Supervisor : Jong Woo Kim

Name : KIM SEONHAENG


(Signature)