

자연어 처리 기반 텍스트 감정 분류 모델

김민주, 진효정, 이정훈
 제주대학교 데이터사이언스학과
 full0701120@gmail.com, {hgnico, jhlee}@jejunu.ac.kr

Emotion Classification from Text based on Natural Language Processing

Minju Kim, Hyojeong Jin, Junghoon Lee
 Dept. of Data Science, Jeju National University

요 약

본 논문에서는 특정 서비스군의 소비자 니즈를 신속히 파악하기 위하여 일기와 같은 자연어 텍스트를 활용한 분류 모델을 개발한다. 목적에 맞는 감정상태군을 정의하여 필수적인 감정들로 통합한 후 주어진 데이터셋에서 해당 감정 키워드를 추출하여 텍스트 형식을 통일한다. 파이썬의 Keras 라이브러리를 사용하여 임베딩 레이어, LSTM 레이어, 밀집 레이어 등으로 학습 네트워크를 구성한 후 추출된 텍스트로 학습한 결과는 15회의 이포크 수행으로 98%의 정확도에 도달한다.

1. 서론

개인화된 서비스는 최근 소비자들 사이에서 많은 인기를 끌고 있다. McKinsey&Company의 조사에 따르면 많은 소비자들은 원활한 커뮤니케이션과 이를 통한 개인화된 서비스를 선호하고 있으며 기업들은 이런 소비자의 니즈를 충족시킬 수 있는 새로운 서비스를 개발하고 제공하고 있다[1]. 결국, 사용자의 감정을 파악하고 그에 맞는 서비스를 제공하는 것이 중요하다.

사람의 감정을 인식하여 분류하는 데에는 다양한 방법이 있지만, 자연어 처리 기반의 감정 분류 모델은 실시간으로 바뀌는 감정을 신속하게 파악할 수 있으며 관련 자연어 텍스트를 다양한 형태로 수집할 수 있기 때문에 학습 모델을 만드는데 필요한 데이터 셋을 확보하기 용이하다[2]. 또한 감정 데이터를 수치화하여 표현할 수 있어서 주관적인 감정에 대한 보다 구체적인 이해와 분석이 가능하다. 이러한 자연어 처리 기반의 감정 분류 모델을 통해 보다 빠르고 정확하게 사용자의 감정을 분류하고 예측하여 이를 통해 개인화 서비스의 기반을 구축할 수 있다.

위에서 언급한 장점을 활용하기 위해서 개인의 동의가 확인되고 익명성이 보장되어야 한다는 전제하에 개인들이 작성한 일기를 대상 텍스트로 선택할 수도 있다. 일기는 사용자가 일상을 기록하고 자신

의 감정을 자유롭게 표현할 수 있는 텍스트 셋으로서 이를 통해 사용자의 감정을 파악하는 데에 적합한 데이터를 제공한다. 따라서 자연어 처리기반의 감정 분류 모델을 통해 이러한 일기 데이터를 분석하여 사용자의 감정을 파악하고 이를 기반으로 한 맞춤형 서비스를 제공할 수 있다.

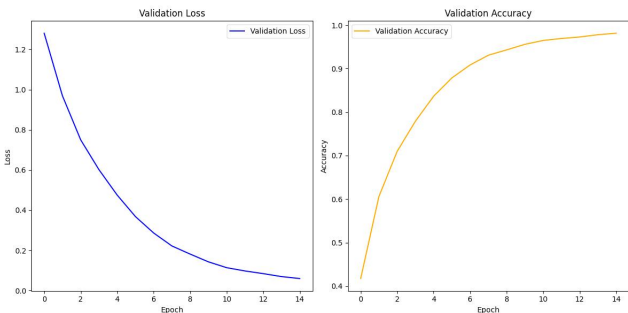
2. 텍스트를 통한 감정 분류 AI 모델 학습 데이터

모델에 학습하기 위한 데이터셋을 만들기 위해 AI hub에서 제공하는 감성 대화 말뭉치와, 한국어 감정 정보가 포함된 단발성 대화 데이터셋, 한국어 감정 정보가 포함된 연속적 대화 데이터셋을 선택한다. 원시 데이터에 대한 전처리 과정에서 3개의 데이터셋에서 문장과 감정 키워드를 제외한 나머지 키워드를 제거해주고 각각 데이터셋에서 정의하는 감정 클래스를 통일한다. 감정 클래스는 총 4 가지로 분노, 기쁨, 불안, 슬픔 이렇게 나눌 수 있으며, 놀람, 당황, 혐오와 같은 감정은 감정 클래스로 정의한 감정 중에 포함될 수 있기 때문에 놀람과 당황은 불안으로 혐오는 분노로 흡수시킨다. 마지막으로 대상 데이터셋을 한 데이터셋으로 결합하여 최종 데이터셋을 생성한다. 이렇게 최종 데이터셋의 갯수는 8만장으로 이중에서 학습에 사용할 훈련용 데이터셋과 검증용 데이터셋을 약 80대 20 비율로 분리한 후 학습을 진행한다.

파이썬의 Keras를 이용하여 학습을 진행하는데 이는 하부의 Tensorflow 모델들을 쉽게 사용할 수 있는 라이브러리 함수들을 제공한다. Keras는 간편하고 직관적인 API를 제공하고, 다양한 레이어와 활성화 함수, 옵티마이저가 있기 때문에 이를 조합하여 원하는 아키텍처를 쉽게 만들 수 있다. Keras에선 Sequential, Functional API, Subclassing 등 다양한 모델이 있는데 총 3 개의 레이어를 쌓을 것이기 때문에 간단하게 여러 레이어를 쌓을 수 있는 Sequential 모델을 선택했다.

모델의 구성은 임베딩 레이어, LSTM 레이어, 밀집 레이어로 구성되어 있다. 임베딩 레이어는 단어를 밀집 벡터로 변환하는 역할을 한다. 밀집 벡터란 임베딩을 건친 단어표현 벡터로 정보값이 많이 포함되어 있다. 이는 모델이 단어의 의미를 잘 이해할 수 있고 단어 간의 관계를 파악할 수 있다. LSTM 레이어는 어느 한 시점에서의 입력과 이전 시점에서의 은닉 상태를 고려하여 시퀀스 데이터를 처리한다. RNN인 LSTM을 사용하는 이유는 시퀀스 데이터의 장기 의존성을 학습하는 데에 효과적이기 때문에 문장의 맥락 파악하여 감정을 분류하는데 장점이 있기 때문이다.

밀집 레이어는 LSTM 레이어에서 나온 출력을 받아서 최종 감정 클래스에 대한 확률을 계산한다. 학습 데이터셋에서 정의된 클래스는 총 4개로 다중 클래스 분류를 수행하여야 하기 때문에 softmax 활성화 함수를 사용해 진행한다. 훈련용 데이터셋으로 에포크를 15로 주어 모델을 구축하고는 과정에서 에포크의 변화에 따른 손실과 정확도의 변화는 <그림 1>에 나타나 있다.



<그림 1> 모델 훈련 결과

검증 손실값을 보면 모델이 초기에는 높은 손실값을 가지고 있지만, 학습이 진행됨에 따라 손실값이 감소하고 있다. 이는 모델이 학습 데이터를 기반으

로 패턴을 학습하고, 예측 결과를 개선하고 있다는 것을 의미한다. 같은 맥락으로 검증정확도도 상승하고 있으며 에포크가 10이 되면 95 %에 가까운 정확도를 보이고 있어서 빠르게 정확한 예측에 수렴하고 있음을 알 수 있다.

또, 학습에 사용되지 않은 문장들을 예측 모델에 넣고 분류한 결과 <표 1>에서 보는 바와 같이 모델의 정확성을 알 수 있으며 여러 개의 문장을 넣고 돌렸을 때도 정확한 분류가 가능하다.

<표 1> 문장 분류 결과

오늘 시험을 보고 왔는데 너무 못봤어. 이걸 엄마한테 말했다간 난 죽은 목숨일 거야. : 불안
아 오늘 친구랑 맛있는걸 많이 먹어서 배부른 하루였어 너무 신나. : 기쁨
오늘 키우던 강아지가 죽었어. 하늘이 무너져 내리는 것 같아. : 슬픔

그러나 감정이 잘 안 느껴지는 문장이 모델에 입력했을 때 감정 클래스 중에 가장 많은 데이터가 있는 분노로 예측되는 상황이 발견되고 있어서 새로운 상태의 추가가 필요하다.

3. 결론 및 추후 과제

우선 모델의 정확성 개선을 위해서, 현재 정의된 감정 클래스에서 추가로 중립 상태 등을 보완할 예정이다. 다음 감정분류와 연계된 서비스를 설계하는데 있어서 감정과 많이 밀접한 음악 스트리밍 사이트를 접목해 감정을 통해 추천받는 음악 플레이리스트 추천 어플을 개발할 예정이다.

Acknowledgment

본 논문은 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 3단계 산학협력 선도대학 육성사업(LINC3.0)의 연구결과입니다.

참고문헌

[1] The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year
 [2] A. Maruf, et al., "Challenges and Opportunities of Text-Based Emotion Detection: A Survey," IEEE Access, vol. 12, pp. 18416-18450, 2024.