

상담 챗봇의 다차원 감정 인식 모델

(Multi-Dimensional Emotion Recognition Model of Counseling Chatbot)

임명진*, 이명호**, 신주현***

(Myung Jin Lim, Moungho Yi, Juhyun Shin)

요약

최근 COVID-19로 인한 코로나 블루로 상담의 중요성이 높아지고 있다. 또한 비대면 서비스의 증가로 상담 매체에 변화를 준 챗봇에 관한 연구들이 활발하게 진행되고 있다. 챗봇을 통한 비대면 상담에서는 내담자의 감정을 정확하게 파악하는 것이 가장 중요하다. 하지만 내담자가 작성한 문장만으로 감정을 인식하는 데는 한계가 있으므로 더 정확한 감정 인식을 위해서는 문장에 내제되어있는 차원 감정을 인식하는 것이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 상담 챗봇의 감정 인식 개선을 위해 원본 데이터를 데이터의 특성에 맞게 보정한 후 Word2Vec 모델을 학습하여 생성된 벡터와 문장 VAD(Valence, Arousal, Dominance)를 딥러닝 알고리즘으로 학습한 다차원 감정 인식 모델을 제안한다. 제안한 모델의 유용성 검증 방법으로 3가지 딥러닝 모델을 비교 실험한 결과로 Attention 모델을 사용했을 때 R-squared가 0.8484로 가장 좋은 성능을 보인다.

■ 중심어 : 감정 인식 ; 차원 감정 ; 다차원 감정 인식

Abstract

Recently, the importance of counseling is increasing due to the Corona Blue caused by COVID-19. Also, with the increase of non-face-to-face services, researches on chatbots that have changed the counseling media are being actively conducted. In non-face-to-face counseling through chatbot, it is most important to accurately understand the client's emotions. However, since there is a limit to recognizing emotions only in sentences written by the client, it is necessary to recognize the dimensional emotions embedded in the sentences for more accurate emotion recognition. Therefore, in this paper, the vector and sentence VAD (Valence, Arousal, Dominance) generated by learning the Word2Vec model after correcting the original data according to the characteristics of the data are learned using a deep learning algorithm to learn the multi-dimensional We propose an emotion recognition model. As a result of comparing three deep learning models as a method to verify the usefulness of the proposed model, R-squared showed the best performance with 0.8484 when the attention model is used.

■ keywords : Emotion recognition ; Dimensional emotion ; Multi-Dimensional emotion recognition

I. 서론

상담이란 다양한 문제를 겪고 있는 현대인들의 문제를 상담자와 내담자의 대화를 통해 정상화하는 것이다. 최근 COVID-19로 인한 코로나 블루로 우울, 불안 등의 정신 건강 문제로 인하여 상담의 중요성이 높아지고 있다. 또한 비대면 서비스의 확산으로 상담에서도 매체에 변화를 준 상담 챗봇의 필요성이 높아지면서 이와 관련된 연구가 활발하게 진행되고 있다. 상담 챗봇에서는 내담자가 작성한 문장에서 감정을 정확하

게 파악하는 것이 가장 중요하다. 현재 텍스트 감정 인식은 대부분 감정 키워드나 어휘를 분석하여 한가지 감정으로 분류되고 있다[1-2]. 그러나 내담자가 작성한 단어나 문장을 통한 단일 감정으로 문장에 내제되어있는 감정을 인식하는 데는 한계가 있으므로 더 세밀하고 정확한 감정 인식을 위해서는 차원 감정을 인식하는 것이 필요하다. 차원 감정 인식을 위해서는 감정을 3차원 공간에 나타낸 VAD(Valence, Arousal, Dominance)를 사용하고, 이 공간에서 감정이 분포하는 영역을 설정한 후 매핑하는 방법을 사용한다[3]. 따라서 본 논문에서는 상담 챗봇의 감정 인식 개선을 위해 EmoBank 데이터 셋을 활

* 학생회원, 조선대학교 컴퓨터공학과 대학원생

** 학생회원, 조선대학교 전자공학과 대학원생

*** 정회원, 조선대학교 신산업융합학부 부교수

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구(No. 2019R1F1A1057325)이며 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음(2021년도)

용하여 문장을 단어의 특성에 맞게 보정한 후 Word2Vec 모델을 학습하여 생성된 벡터와 문장 VAD를 딥러닝 알고리즘으로 학습한 다차원 감정 인식 모델을 제안한다. 이를 통해 문장 내 차원 감정을 인식하여 감정 인식의 정확도를 높이는 방법을 보여준다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구로 차원 감정과 텍스트 기반 감정 인식에 대해 기술하고, 3장에서는 본 논문에서 제안하는 딥러닝 기반 다차원 감정 인식 방법에 대해 기술한다. 4장에서는 제안한 방법을 실험 및 평가하고, 마지막으로 5장에서는 결론과 향후 연구에 대해 기술하고 마무리한다.

II. 관련 연구

1. 차원 감정

사람의 감정을 인식하는 방법 중 감정 차원을 이용하여 표현하는 차원적 접근 방법은 감정을 수치화하고 개개인의 차이점을 고려하여 연구하기 수월하므로 많이 사용된다. 차원적 접근 방법에 사용되는 감정 차원의 축은 정서가(Valence), 각성(Arousal), 지배(Dominance)로 구성되며 세 가지를 줄여서 VAD(continuous emotion, 매우 세밀한 연속적인 감정 정보)라고 한다[4]. 표 1은 VAD가 의미하는 주요 차원을 나타낸다.

표 1. VAD 차원의 의미

Dimension	Meaning
Valence	긍정적-부정적 또는 쾌락-불쾌
Arousal	흥분된-차분함 또는 능동적-수동적
Dominance	강력한-약한 또는 통제 가능-통제 불가능

표 1과 같이 Valence는 (긍정, 쾌락)-(부정, 불쾌), Arousal은 (흥분, 능동)-(차분, 수동), Dominance는 (강력, 통제 가능)-(약한, 통제 불가능)의 차원을 나타낸다. 그림 1은 Mehrabian과 Russell이 제안한 감정의 3요소인 VAD[5]에 Ekman이 제안한 6가지 기본 감정을 나타낸 것이다. 각 감정의 고유한 VAD를 나타낸 것을 확인할 수 있다.

차원 감정 관련 연구로 ANEW(Affective Norms for English Words)는 영문 단어 1,034개에 대해 사람이 느끼는 3가지 감정 정도인 VAD를 측정하여 만든 데이터 집합이다. 또한 IAPS(International Affective Picture System)은 956장의 사진에 대해 감정 정도를 측정한 데이터 집합이다. 두 데이터 집합 모두 SAM(Self-Assessment-Manikin) 설문 방식을 이용하여 응답자들에게 감정 정도를 측정하도록 하였다. 기존의 연구에서 사람의 감정 분석을 위해 ANEW의 데이터 중 감정 단어들이 많이 사용되었고, IAPS의 사진도 감정 유발을 위해

많이 사용되었다[6]. 본 논문에서는 이러한 VAD 데이터 집합을 기반으로 만들어진 문장 VAD를 학습하여 차원 감정을 인식한다.

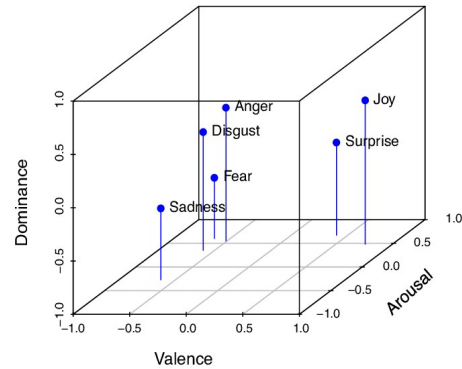


그림 1. 감정별 VAD[4]

2. 텍스트 기반 감정 인식

감정 컴퓨팅의 한 분야로 활발하게 연구가 진행되고 있는 감정 인식은 모달리티의 종류에 따라 음성, 생체신호, 비전, 텍스트 등으로 분류가 가능하다. 다른 모달리티와 비교해서 텍스트 기반 감정 인식은 인간의 감정을 기계가 인식할 때 음성이나 비전을 통한 감정 인식과 같이 단순히 현재 입력 데이터에 대한 감정 인식을 해주는 수준을 넘어 과거 기억 또는 감정 주제, 성격 또는 성향 등에 따라 지능적으로 더 정확한 감정 인식을 가능하게 한다. 과거의 텍스트 기반 감정 인식은 대부분 형용사나 부사 등 감정 키워드를 추출하여 판단하였다. 하지만 자연어 문장에 들어있는 여러 가지 구문 정보나 의미 정보를 잃어버리는 문제가 발생하기 때문에 감정과 같은 복잡한 생각을 기계가 인식하는 데는 한계가 있다.

텍스트 기반 감정 인식 연구들은 대부분 어휘를 통해 감정을 인식하는 방법을 사용한다. Ekman이 제안한 6가지 감정 카테고리에 해당하는 단어 사전과 이모티콘 사전을 구축하여 두 가지 사전을 기반으로 분류기를 활용하여 블로그에서 감정을 인식하였다[7]. 또한 대표적인 소셜 네트워크 서비스인 Twitter 데이터를 분석 대상으로 감정 인식에 감정 사전을 활용하는 방법 대신 다량의 uni-gram을 사용하였다[8]. 그러나 사전이나 어휘 자질을 사용한 지도 학습 인식 방법에서는 데이터 부족이 가장 문제가 된다. 감정 클래스별로 다양한 어휘가 나타나기 때문에 적절한 수준의 학습이 가능하도록 충분한 만큼의 학습 데이터를 구축하는 것은 매우 어려운 문제이다. 따라서 양질의 학습 데이터, 충분한 학습 데이터의 양, 데이터의 균형을 맞추는 것이 매우 중요하다.

딥러닝을 사용한 텍스트 감정 인식 연구로 CNN 모델은

Convolution과 Pooling만으로 문장과 문서 인식에 좋은 성능을 보였다[9]. 연속적인 입력 데이터에 대해 LSTM 모델은 순서를 고려한 학습이 가능했고, 생성 측면에서도 기계번역과 여러 다양한 분야에서 좋은 성능을 보여주고 있다[10]. CNN+LSTM 모델을 사용하여 분류모델 내에서 문맥을 반영하고, 추출한 대량의 어휘로 자동 학습이 가능하도록 하여 대화의 발화 감정 인식에 활용하였다[11]. 세 가지 모델 모두 감정 인식 성능은 향상되었으나 문장마다 한가지 감정으로 분류된다는 한계가 있었다.

본 논문에서 제안하는 방법은 Attention Mechanism을 적용한 LSTM을 활용하여 대화의 어떤 부분이 중요하고 어떤 대화가 감정 인식에 결정적인 영향을 미치는지 파악하고 문장 내 차원 감정을 인식하여 상담 챗봇의 감정 인식을 개선하는 것이다.

III. 다차원 감정 인식 모델

1. 시스템 구성도

본 논문에서는 상담 챗봇의 감정 인식 개선을 위해 딥러닝 모델 학습을 통한 다차원 감정 인식 모델에 대해 제안한다. 그림 2는 본 논문에서 제안하는 방법의 시스템 구성도이다.

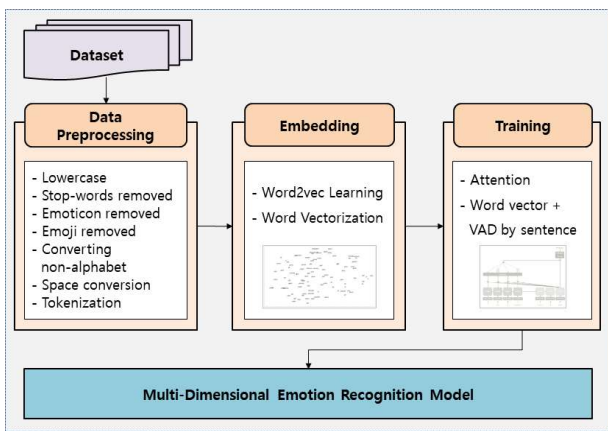


그림 2. 시스템 구성도

그림 2와 같이 데이터 셋 보정 과정으로 대문자를 소문자로 변경하고 감정인식에 불필요한 불용어와 이모티콘 및 이모지를 제거한다. 그리고 영문자 이외의 문자를 공백으로 변환한 다음 문장을 토큰화하고 Word2Vec 모델을 Skip-gram 방법으로 학습하여 벡터화를 진행한다. 학습된 벡터와 문장 VAD를 입력하여 딥러닝 모델을 학습하고, VAD 예측을 통해 문장의 차원 감정을 인식한다.

2. 데이터 셋 및 보정

본 절에서는 다차원 감정 인식을 위해 사용한 데이터 셋과 보정 과정에 대해 기술한다. 사용한 데이터는 영어 문장과 VAD 차원 감정 데이터로 구성된 ‘EmoBank 데이터 셋’을 사용한다 [12]. 그림 3은 본 논문에서 사용한 데이터 셋을 나타낸다.

	text	V	A	D
0	This is only going to get worse before it gets...	1.180317	1.374603	1.211111
1	Scared, worried and anxious for the future of ...	1.037460	1.450476	1.081270
2	Pretty annoying that I have to be alone of my ...	1.351429	2.132698	1.624127
3	Feel worried about the situation, anxious abou...	1.037143	1.121270	0.974921
4	I am very scared and worried about contracting...	1.407302	2.300635	1.718413

그림 3. 데이터 셋

그림 3과 같이 데이터 셋은 총 12,553개의 문장과 V, A, D로 구성되어 있다. 데이터 셋은 여러 장르의 영어 문장 모음으로 이모티콘, 이모지, 축약형 사용, 생략 등과 같은 다양한 언어학적 현상이 나타나는 언어이다[13]. 그리고 다양한 대화 언어 및 비전형적인 텍스트로 구성되어 있다. 따라서 데이터 보정 단계로 모든 문자열을 소문자화 하고, 의미 없는 기능어인 불용어와 이모티콘 및 이모지를 제거한 다음 영문자 이외의 문자를 공백으로 변환한 후 공백을 제거한다. 마지막으로 앞 단계를 처리 후 나머지 단어들은 모두 감정 분류에 의미가 있으므로 문장 내 공백을 기준으로 단어를 구분하는 토큰화를 진행한다.

3. Word2Vec 임베딩

본 절에서는 보정된 데이터 셋을 Word2Vec 모델을 학습하여 임베딩하는 과정에 대해 기술한다. 임베딩은 데이터 셋의 문장을 Word2Vec 모델로 학습하여 단어를 벡터화한다. Word2Vec 모델에서 사용한 하이퍼 파라미터로는 모델의 학습 방식은 Skip-Gram, Learning Rate는 0.05, Dimension (Vector space)는 100, Window Size는 2, Min Count는 5로 설정한다. 표 2는 본 논문에서 사용한 Word2Vec 모델을 나타낸다.

표 2. Word2Vec 모델

<pre>n_dim = 100 wv_model = Word2Vec(result, size=n_dim, alpha=0.05, window=2, min_count=5, sg=1, epoche=1000)</pre>
--

표 2와 같이 Word2Vec 모델을 학습한 결과 데이터 셋에서 의미적으로 유사한 ‘coronavirus, virus, health, care, distance’와 같은 단어들 이 근접한 벡터 공간에 위치하는 것을 볼 수 있었고, 단어의 문맥적 의미가 보존되는 것을 알 수 있었다[14]. 따라서 단어 임베딩을 통해 의미적으로 유사한 단어를 추출할 수 있고, 벡터값을 딥러닝 모델의 입력값으로 사용하여 학습할 수 있다.

4. 다차원 감정 인식 모델

본 절에서는 더 정확한 감정 인식을 위해 Word2Vec 모델로 학습된 벡터와 문장 VAD 데이터를 기반으로, 딥러닝 모델을 활용하여 다차원 감정을 인식하는 과정에 대해 기술한다.

그림 4는 본 논문에서 제안한 모델을 나타낸다. 설계한 딥러닝 모델은 LSTM의 단점인 정보 손실 문제와 Vanishing Gradient 문제를 해결하기 위해 Attention으로 구성하였으며, 입력 데이터는 문장의 개수와 한 문장당 최대 단어 개수인 115

개, Word2vec으로 임베딩한 100차원으로 3차원(문장 개수, 단어 길이, 임베딩 벡터)으로 구성된다. 문장의 길이가 길어도 잘 예측할 수 있도록 Attention은 LSTM의 출력 부분에 위치하며 유닛은 64개로 구성하였다. 딥러닝 모델 출력층에서는 다차원 감정을 예측하기 위해 차원 개수에 맞게 Dense의 출력을 3으로 설정하고 활성화함수는 softmax를 사용하였다.

그림 5는 문장별 다차원 감정 인식 결과를 나타낸 것이다. 가로축 1~5번은 문장 번호, 세로축은 VAD를 나타낸다. Ekman이 제안한 6가지 기본 감정으로 다중 감정을 인식하는 모델[15]을 활용하여 문장의 다중 감정을 인식한 결과 1~5번 문장 모두 가장 큰 감정은 ‘anger’로 인식되었고, 두 번째로 큰 감정으로 1번 문장은 ‘surprise’, 2번 문장은 ‘fear’, 3~5번 문장은 ‘sadness’로 인식되었다. VAD 패턴을 비교해보면 1번이 2~5번보다 또한 2번이 3~5번보다 상대적으로 VAD가 더 큰 것을 볼 수 있다. 결과적으로 문장의 대표 감정인 ‘anger’ 감정에 또 다른 감정의 포함 여부에 따른 VAD 패턴의 차이가 있음을 볼 수 있다. 따라서 제안한 모델을 활용하면 단어들 사이의 의존성을

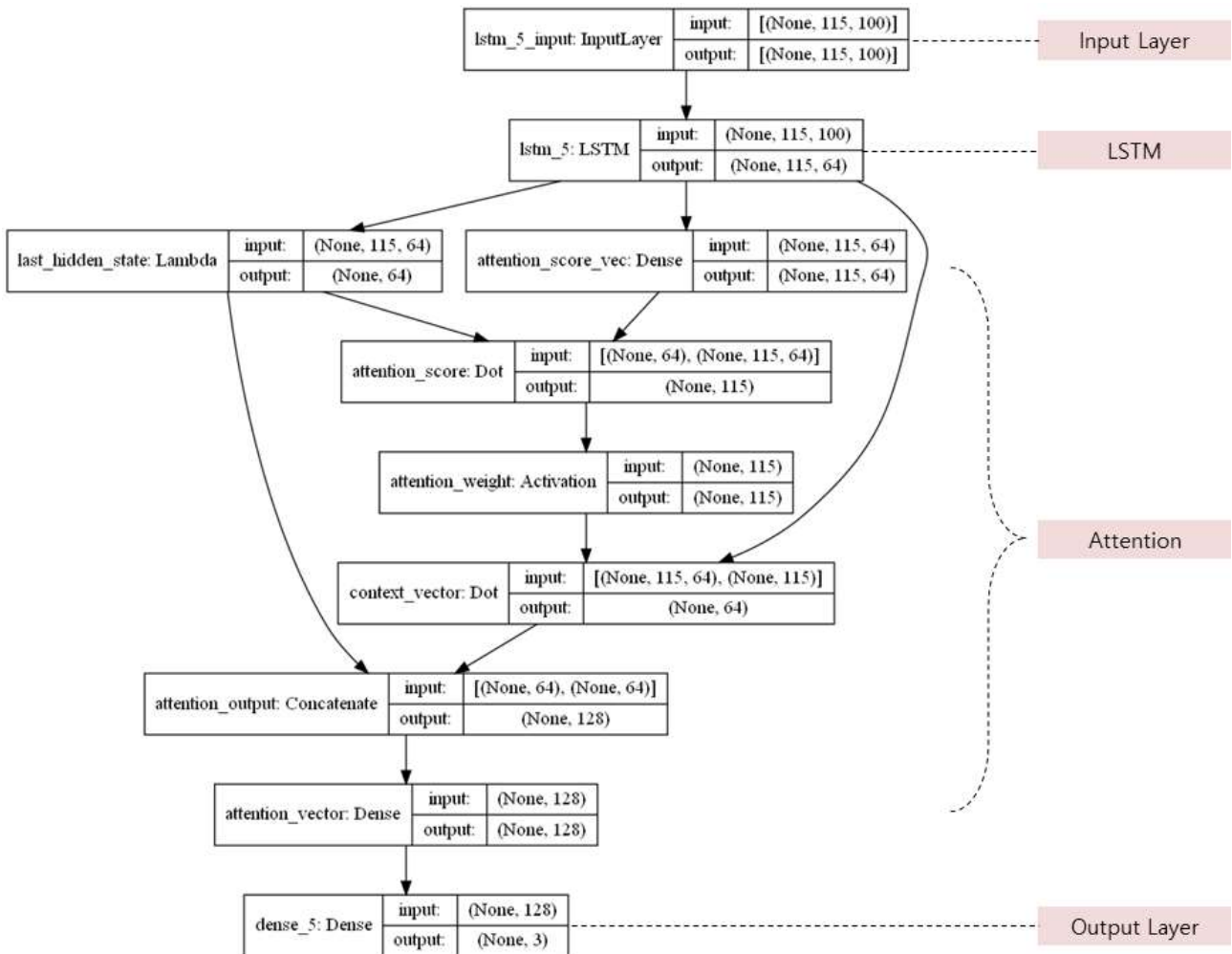


그림 4. 제안한 모델

더욱 잘 파악할 수 있고 문장에 내제되어있는 차원 감정 인식을 할 수 있어서 한가지 감정으로 인식하는 방법보다 더 세밀하고 정확한 감정 인식이 가능하다.

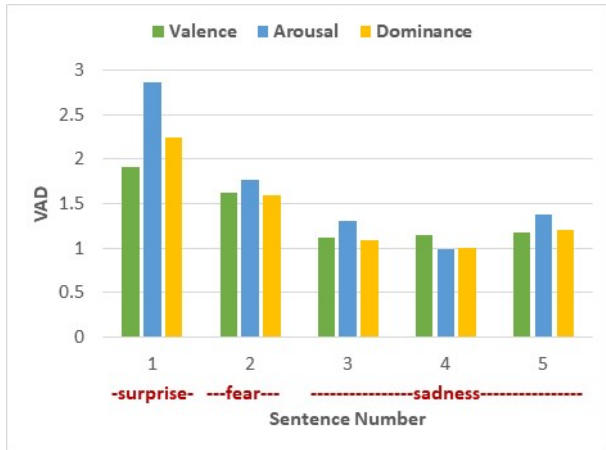


그림 5. 다차원 감정 인식 결과

IV. 실험 및 결과

1. 실험 결과 및 성능 평가

본 절에서는 본 논문에서 제안하는 차원 감정 인식 모델의 유용성을 입증하기 위한 실험 결과 및 성능 평가에 관하여 기술한다. 실험에 사용한 데이터 셋은 ‘EmoBank’를 사용하였다. 전체 데이터에서 훈련 데이터와 검증 데이터는 8:2의 비율로 구성하여 훈련 데이터를 통한 학습과 검증 데이터를 통한 평가를 진행하였다. 데이터 셋에서 문장을 Word2Vec 모델로 학습한 벡터와 VAD를 딥러닝 알고리즘을 활용하여 차원 감정을 인식하였다. 모델 학습 및 평가를 위해 학습 횟수(epoch)는 30으로 설정하였고 12회 이상 학습 시 과적합 되었다. 최적의 모델로 예측하고 학습 시간을 줄이기 위해 EarlyStopping과 Model-Checkpoint를 사용하여 학습하였고, 최적의 모델을 저장한 후 저장된 모델로 성능을 평가하였다. 평가 방법은 제안한 모델이 잘 학습되었는지 한눈에 확인하기 위해 R-squared를 사용하였다. R-squared는 예측 결과와 실제 결과의 에러를 실제 데이터의 평균값 기준 에러로 나눈 것으로 0~1 사이의 값이다. 종속변인과 독립변인 사이에 상관관계가 높을수록 1에 가까워진다. 회귀모형의 유용성은 0에 가까울수록 낮고, 1에 가까울수록 높다. 표 3은 R-squared의 계산식을 나타낸다.

원본 데이터 셋으로 학습한 결과와 보정 데이터 셋으로 학습한 결과를 비교해보면 3가지 딥러닝 모델에서 모두 성능이 향상된 것을 볼 수 있다. 제안한 모델의 R-squared가 원본 데이터 셋은 0.6556인 반면, 보정 데이터 셋은 0.8484로 19%정도 성능이 향상되었다. 따라서 상담 챗봇에서 더 정확한 감정 인식

을 위해 전처리 과정으로 대화 데이터 셋의 특성에 맞게 보정하는 방법이 필요하다.

표 3. R-squared

```
def R2(y_test,y_pred):
    m = y_test.mean()
    SSerror = ((y_test-y_pred)**2).sum()
    SStotal = ((y_test-m)**2).sum()
    return 1 - (SSerror/SStotal)
```

2. 비교 평가

본 절에서는 3가지 딥러닝 모델을 학습한 후 비교 실험한 결과를 기술한다. 딥러닝 모델로는 텍스트 감정 인식 연구에 많이 사용하고 있는 LSTM과 CNN+LSTM으로 실험을 진행하였으나 데이터의 부재와 문장 길이에 따른 정보 손실 문제, Vanishing Gradient 문제가 발생하여 이를 해결하기 위해 Attention Mechanism을 사용하여 실험하였다. 평가 방법은 손실함수인 MSE(Mean Squared Error)와 결정계수인 R-squared를 사용하였다. MSE는 0에 가까울수록 좋은 성능을 나타내고, R-squared는 1에 가까울수록 좋은 성능을 나타낸다. 표 4는 3가지 딥러닝 모델에 대한 비교 실험 결과로 모델별 MSE와 R-squared를 나타낸다.

표 4. 모델 비교 평가

Model	MSE	R-Squared
LSTM	0.1003	0.7596
CNN+LSTM	0.0734	0.8215
Attention	0.0639	0.8484

표 4와 같이 3가지 딥러닝 모델의 MSE와 R-squared를 비교한 결과 Attention 모델이 MSE는 0.0639로 가장 작았고, R-squared는 0.8484로 가장 좋은 성능을 보여주었다. 그림 6은 3가지 모델의 비교 평가 그래프를 나타낸다.

그림 6과 같이 세 가지 딥러닝 모델을 비교한 결과 제안한 Attention 모델이 LSTM, CNN+LSTM 모델과 비교하여 MSE, R-Squared 모두 성능이 가장 좋은 것을 확인할 수 있다. 제안한 모델을 활용하여 대화 데이터의 차원 감정을 인식하면 한가지 감정으로 인식하는 방법보다 문장에 내제되어 있는 Vanance, Arousal, Dominance를 분석할 수 있어서 더 세밀하고 정확한 감정 인식이 가능하다.

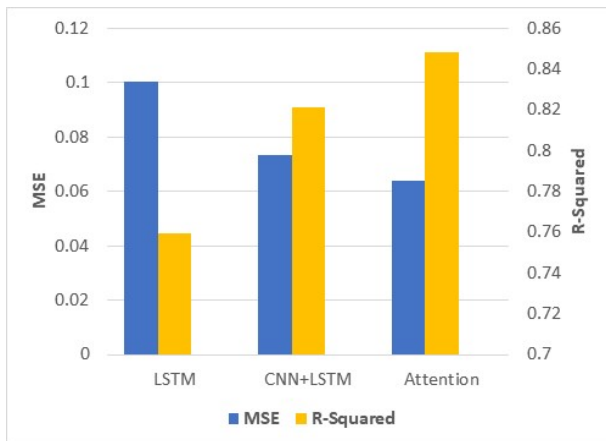


그림 6. 모델 비교 평가

V. 결론 및 제언

본 논문에서는 상담 챗봇에서 감정 인식 개선을 위해 딥러닝 기반의 다차원 감정 인식 방법을 제안하였다. EmoBank 데이터 셋의 특성에 맞는 보정 과정으로 모든 문자열을 소문자화, 불용어와 이모티콘 및 이모지를 제거, 영문자 이외의 문자를 공백으로 변환한 후 토큰화하였다. 보정된 데이터 셋의 문장을 Word2Vec 모델로 학습하여 벡터화하고 학습된 벡터와 문장 VAD를 딥러닝 알고리즘으로 학습하여 다차원 감정 인식 모델을 만들었다. 이 모델을 활용하여 VAD를 예측하고 차원 감정을 인식하였다. 제안한 방법을 성능 평가한 결과 원본 데이터보다 보정 데이터의 R-squared가 3가지 딥러닝 모델 모두 향상된 것을 볼 수 있었다. 또한 3가지 딥러닝 모델의 R-squared를 비교한 결과 CNN, CNN+LSTM 모델보다 제안한 Attention 모델이 가장 좋은 성능을 보여주었다. 따라서 상담 챗봇 대화 데이터 셋에서 대화 데이터 특성에 맞게 보정한 후 문장 VAD를 예측하여 차원 감정을 인식하면 더욱 세밀한 감정의 변화를 볼 수 있어 감정 인식 개선이 가능해진다. 향후 연구로는 차원 감정을 구체적으로 반영하여 연속 대화에서 차원 감정을 예측하는 시스템을 구축할 계획이다.

REFERENCES

- [1] 이현영, 강승식, "Out-of-Vocabulary 단어에 강건한 병렬 Tri-LSTM 문장 임베딩을 이용한 감정분석", *스마트미디어저널*, 제10권, 제1호, 16-24쪽, 2021년 3월
- [2] 임명진, 박원호, 신주현, "Word2Vec과 LSTM을 활용한 이별 가사 감정 분류", *스마트미디어저널*, 제9권, 제3호, 90-97쪽, 2020년 9월
- [3] 이신영, 함준석, 고일주, "사용자의 정서 단어 분류에 기반한 정서 분류와 선택 방법", *한국감성과학회*, 제15권, 제1호, 97-104쪽, 2012년 3월
- [4] "감정의 경계를 넘어 -1-." Brunch. 2020년 6월 17일 수정, <https://brunch.co.kr/@learning/18> (accessed Mar., 15, 2021)
- [5] Russell, J.A.; Mehrabian, "A. Evidence for a three-factor theory of emotions." *J. Res. Personal.* pp. 273 - 294, Nov., 1977.
- [6] 한의환, 차형태, "리셀 모델의 확장을 통한 감정차원 모델링 방법 연구", *한국감성과학회*, 제20권, 제1호, 75-82쪽, 2017년 3월
- [7] Aman, Saima, and Stan Szpakowicz, "Identifying expressions of emotion in text." *International Conference on Text, Speech and Dialogue*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 196-205, 2007.
- [8] Purver, Matthew, and Stuart Battersby, "Experimenting with distant supervision for emotion classification." *Proceedings of the 13th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*. pp. 482-491, 2012.
- [9] Y. Kim, "Convolutional Neural Networks for Sentence Classification", *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP)*, pp. 1746-1751, 2014.
- [10] Hochreiter, S., and J. Schmidhuber. "Long short-term memory." *Neural computation*, pp. 1735-1780, 1997.
- [11] 신동원, "CNN-LSTM 복합 모델을 이용한 대화의 사용자 발화 감정 분류", *고려대학교 석사학위 논문*, 2017년 2월
- [12] Zhu, S., Li, S., & Zhou, G, "Adversarial attention modeling for multi-dimensional emotion regression." *In Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 471-480, Jul., 2019.
- [13] 서혜진, 신정아, "딥러닝을 활용한 감정 분석 과정에서 필요한 데이터 전처리 및 형태 변형", *한국영어학회*, 제20권, 42-63쪽, 2020년 3월
- [14] 임명진, 신주현, 김판구, "리뷰의 의미적 토픽 분

류를 적용한 감성 분석 모델”, *스마트미디어저널*, 제9권, 제2호, 69-77쪽, 2020년 6월

- [15] 임명진, 이명호, 신주현, “딥러닝 기반 감정인식 성능향상 방법”, *한국차세대컴퓨팅학회 논문지*, 제17권, 제5호, 88-95쪽, 2021년 10월

저 자 소 개



임명진(학생회원)

2000년 군산대학교 컴퓨터과학과 학사 졸업.
2018년 조선대학교 소프트웨어융합공학과 석사 졸업.
2018년~현재 조선대학교 컴퓨터공학과 박사 과정.

<주관심분야 : 데이터마이닝, 자연어처리, 딥러닝, 감정인식 등>



이명호(학생회원)

2018년 조선대학교 제어계측로봇공학과 학사 졸업.
2020년 조선대학교 소프트웨어융합공학과 석사 졸업.
2021년~현재 조선대학교 전자공학과 박사 과정.

<주관심분야 : 빅데이터, 머신러닝, 텍스트마이닝, 인공지능, 딥러닝 등>



신주현(정회원)

2007년 조선대학교 전자계산학과 박사 졸업.
2018년~현재 조선대학교 신산업융합학부 부교수.

<주관심분야 : 빅데이터, 데이터마이닝, 자연어처리, 인공지능 등>