

우울증 검진 보조를 위한 텍스트 감정 분류 모델 개발

정창현¹, 설성중¹, 이재혁¹, 임지후¹, 곽근창²¹조선대학교 컴퓨터통계학과 학부생²조선대학교 전자공학부 교수ich2209@chosun.kr, tiftjdwnd@chosun.kr, jehyug0212@chosun.kr, huhu4282@chosun.ac.kr

Development of an Text Emotion Classification Model for Assisting Depression Screening

Chang-Hyun Jung¹, Sung-Joong Seol¹, Jae-Hyuk Lee¹, Ji-Hoo Lim¹,
Keun-Chang Kwak²¹Dept. of Computer Science, Chosun University²Dept. of Computer Engineering, Chosun University

요 약

본 연구는 감정 분류에 중점을 둔 AI 모델을 개발하는 것을 목표로 한다. KoBERT(Korean Bidirectional Encoder Representations from Transformer) 모델을 활용하여 사용자가 입력한 텍스트를 분석하고 감정 상태를 분류한다. 특히 우울증과 같은 특정 감정을 분류하며, 필요 시 관련 정보를 제공하는 데 중점을 두고 있다. 테스트 결과, Test Accuracy는 0.67, F1-Score는 0.69로 기존 연구보다 향상된 성능을 보였다. 이 모델은 내담자의 감정 분석을 통해 정신건강의학과 전문의의 우울증 진단을 보조하는데 기여한다.

1. 서론

우울증은 전 세계적으로 심각한 공중 보건 문제로, 최근 유병률이 급격히 증가하고 있다[1]. 한국에서도 사회적 스트레스와 고립감으로 인해 우울증 환자가 꾸준히 늘고 있으며, 이에 따라 감정 상태를 적절히 파악하는 것이 중요해졌다. 그러나 사회적 편견으로 인해 많은 사람이 적절한 도움을 받지 못하는 실정이다[2]. 더불어, 병원에서의 문진표 작성 시 그날의 기분에 의존하는 경우가 많아, 일시적인 감정 변화나 기억의 미화로 인해 우울증이 과소평가될 수 있다. 이를 해결하기 위해 평소 감정 상태를 꾸준히 기록하고 분석할 수 있는 감정 분류 도구를 활용하면, 보다 일관된 평가가 가능해지고 우울증 진단의 정확도가 높아질 것이다. 본 연구는 이러한 감정 분류 모델을 통해 우울증과 관련된 감정을 정확히 식별하고, 이를 바탕으로 효과적인 진단 보조 역할을 하는 AI 기반 모델을 개발하는 것을 목표로 한다.

2. 우울증 문진 도구 비교 및 활용

우울증을 평가하는 데 사용되는 여러 문진 도구들이 있으며, 이들은 각각의 특성과 용도에 따라 차별적으로 활용된다. 본 연구에서는 주요 우울증 문진 도구인 CES-D(Center for Epidemiologic Studies Depression Scale), BDI(Beck Depression Inventory),

HAM-D(Hamilton Depression Rating Scale) 그리고 한국 우울증 검사 문진 도구인 KDS(Korean Depression Scale)를 비교하고, 이들을 AI 모델에 통합하여 사용할 수 있는 가능성을 탐색하였다[3].

CES-D: 우울증의 유병률을 측정하는 연구에서 유용하지만, 개별 임상 진단 도구로는 정확도가 다소 낮을 수 있다.

BDI: 자가 보고 방식의 평가 도구로, 높은 신뢰도와 타당도를 가지고 있다. 그러나 전문가 평가 도구에 비해 주관적 요소가 강해 다소 한계가 있을 수 있다.

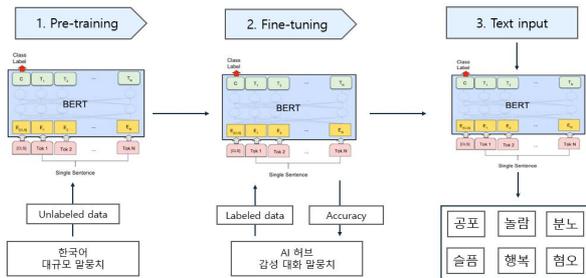
HAM-D: 전문가가 직접 평가하는 방식으로 매우 높은 신뢰도와 타당도를 보인다[5]. 임상 연구와 치료 효과 평가에서 자주 사용되며, AI 챗봇이 전문가와 협력하여 이 도구를 적용할 수 있는 가능성이 있다.

한국 우울증 검사(KDS): 한국인의 문화적, 심리적 특성을 반영한 검사 도구로, 한국인 우울증 평가에 최적화되어 있다[4].

3. AI 기반 감정 분류 모델(AI-based Emotion Classification Model)

KoBERT 모델은 한국어 자연어 처리에 특화된 BERT 기반 딥러닝 모델로, 한국어 텍스트의 문맥

을 효과적으로 이해하고 감정을 분석할 수 있도록 설계되었다[5]. 이를 통해 텍스트 데이터에서 감정 상태를 정확하게 분류할 수 있다. 본 연구에서는 KoBERT 모델을 활용하여 감정 분류에 중점을 둔 AI 모델을 개발하였다. 이 모델은 사용자가 입력한 텍스트를 분석하고, 감정 상태를 분류하여 감정을 정확하게 식별하는 기능을 갖추고 있다.



<그림 1> KoBERT 모델 학습 및 감정 분류 과정

3.1 데이터셋

본 연구에서 사용된 데이터셋은 AI 허브 데이터 감정 대화 말뭉치 데이터셋을 이용하였다. 이 데이터셋은 세대별 감정 대화 텍스트를 포함하고 있으며, 각 세대에 맞춘 감정 대화 서비스를 제공하기 위해 설계되었다. 또한, 발화의 문맥적 의미와 감정을 분석하는 데 중점을 두고 있다. 감정 레이블은 총 6가지로 구성되어 있으며, 각각 공포(0), 놀람(1), 분노(2), 슬픔(3), 행복(4), 혐오(5)로 인코딩되었다. 본 연구에서는 학습에서 51,630개 중 80%는 학습용으로, 나머지 20%는 테스트용으로 구성했으며 검증에서는 6640개의 데이터를 사용했다.

3.2 모델학습 및 하이퍼 파라미터 변경

본 연구에서는 사전 학습된 Kobert모델을 활용해 감정 분석 데이터셋에 맞게 파인튜닝 하였다. 파인튜닝 과정에서 학습률과 반복 수 등의 하이퍼 파라미터 수치를 조정해 모델의 성능을 최적화하였다.

| 하이퍼 파라미터 수치 | | |
|---------------|------|------|
| 변수 | 변경 전 | 변경 후 |
| max_len | 128 | 64 |
| batch_size | 10 | 64 |
| num_epoch | 5 | 10 |
| learning_rate | 5e-5 | 3e-6 |
| dr_rate | - | 0.2 |
| log_interval | 200 | 200 |

위 표는 최적화 전후의 하이퍼파라미터 값의 변화를

보여준다. 입력 시퀀스 처리의 효율성을 높이기 위해 max_len을 128에서 64로 감소시켰다. 배치 크기는 10에서 64로 증가시켜 훈련 안정화 및 수렴 속도를 향상시키고 learning_rate를 1e-1에서 5e-6까지, dr_rate를 0.1에서 0.5까지 조절하는 등 최적화 과정을 진행하였다. 그 결과 Test Accuracy는 기존 0.53에서 약 0.67로 향상 됐으며, F1-Score는 0.69로 기존 연구보다 소폭 개선된 결과를 얻을 수 있었다.

4. 결론 (Conclusion)

본 연구에서는 KoBERT 모델을 활용하여 감정 분류 모델을 개발하였다. 이 모델은 사용자가 입력한 텍스트를 분석해 감정 상태를 정확하게 분류하며, 우울증과 같은 정신 건강 문제와 관련된 감정을 식별할 수 있다. 향후 계획으로, 이 모델을 기반으로 챗봇 시스템을 개발하여 실시간 감정 분석과 더불어 사용자가 필요할 경우 전문가의 도움을 받을 수 있도록 안내하는 기능을 추가할 예정이다. 이를 통해 사용자 접근성을 높이고, 감정 상태를 더욱 세밀하게 분석함으로써 우울증 예방과 관리에서 중요한 보조 역할을 할 것이다. 또한, 해당 모델의 성능을 지속적으로 개선해 다양한 정신 건강 문제에도 적용할 수 있는 범용적인 솔루션으로 확장할 가능성이 있다.

Acknowledgement

이 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 지원을 받아 수행된 AI 헬스케어 융합대학 사업 연구임.

참고문헌

[1] 김준우, 장안성, 채지원, 장철중, 손동현.(2024). 우울증 환자 대상 AI 채팅 기록 시스템의 치료적 활용. 한국정보기술학회, 985 - 989

[2] 신다운 and 오하영. (2023). 우울증 진단 및 치료를 위한 챗봇 연구 동향 분석. 한국정보통신학회논문지, 27(3), 337-347.

[3] 정인철, 이현수, 강위창. (2015). 우울증 변증도구의 신뢰도, 타당도 평가. 동의신경정신과학회지, 26(4), 407-416.

[4]이민수. (2013). 최근 우울증의 현황 및 진단. 병원약사회지, 30(6), 505-511.

[5] 김지영, 이대국, 전수영. (2023). KoBert를 이용한 문학 감정분류. 한국학연구, 87, 5-31. <https://doi.org/10.17790/kors.2023.12.87.5>