

MICA: 한국 익명 심리건강 플랫폼 기반 심리상담 데이터셋

양승무¹o, 김성현², 정찬희³, 구지혜¹, 홍승혁⁴*

¹아토머스, ²고려대학교, ³한국전자기술연구원, ⁴수원대학교

ydaniel0826@gmail.com, qksksk657@korea.ac.kr, chjeong@keti.re.kr, *shongdr@gmail.com

MICA: Mind Care Dataset on Korean Anonymous Mental Health Platform

Seungmoo Yang¹o, Seonghyun Kim¹, Chanhee Jeong³, Jeehye Koo¹, Seunghyeok Hong⁴*

¹Atommerce, ²Korea University, ³Korea Electronics Technology Institute, ⁴University of Suwon

요약

최근 전 세계적으로 불안감, 우울증 등을 비롯한 정신 건강 관리에 어려움을 겪고 있다. 특히 COVID-19 팬데믹 사태로 인해 경제적, 사회적으로 고립되는 시간이 길어지면서 정신 건강이 악화되고 있다. 한국의 경우도 심리상담을 받는 비율이 증가하는 등 정신 건강 관리의 수요가 높아지고 있다. 정신 건강 관리를 위한 여러 진입 장벽들을 극복하기 위해 개발된 비대면 심리상담들이 인기를 얻고 있다. 특히, 인공지능 기술과 정신 건강 관리를 결합하려는 시도가 많아지고 있으며, 미국, 중국 등 해외에서는 이미 워봇 (Woebot), 유퍼(Youper) 같은 심리상담 챗봇이 상용화되어 서비스 중이다. 그러나 한국에서의 심리상담 챗봇은 아직까지 해외만큼 상용화 단계에 이르지 못했다. 또한, 이러한 챗봇을 구축하기 위한 데이터셋 연구가 부족한 실정이다. 본 논문에서는 익명 심리 플랫폼을 통하여, 심리전문가가 비식별화한 고민과 해당 고민에 대한 전문가 답변을 활용하여 구축한 MICA를 소개한다. 또한, 본 데이터셋을 활용해 딥러닝 기반의 언어 모델을 학습하고 정량적, 정성적 성능 평가를 통해 챗봇의 가능성을 확인하였다.

주제어: 정신건강, 심리상담, 인공지능, 챗봇, 데이터셋

1. 서론

최근 우울증, 불안장애 등으로 의료기관을 방문하는 환자 수가 지속적으로 늘고 있다. 특히 COVID-19가 초래한 경제적 위기와 고립감으로 인해 전 세계적으로 심리 불안 및 우울증이 확산되기 시작하였다. OECD가 2021년 5월 발표한 보고서에 따르면 전 세계적으로 불안증과 우울증 유병률이 약 2배 높아졌고[1], 한국의 경우에도 2020년 2월 이후 심리상담을 받는 비율이 920% 증가하였다[2]. 정신 건강 문제의 부담은 사회적으로 큰 영향을 미치면서 계속 증가하고 있다[3].

이러한 흐름에 따라 현대인에게는 정신과 진료 및 심리상담 등의 정신 건강 관리가 필수적이지만 비용과 사회적 편견으로 관련 서비스들을 받지 못하는 경우가 많다[4]. 사회적 편견 등의 어려움을 해결하기 위해 익명이 보장된 전화, 문자 메시지 등 온라인을 통한 전문가의 비대면 정신건강 상담이 인기를 끌고 있다[5].

정신 건강 관리 챗봇 개발은 세계적인 관심과 투자를 받아 상용화 중이다. 심리치료 분야에서 중요한 항목 중 하나인 인지 행동 치료(Cognitive Behavioral Therapy, CBT)를 수행하는 워봇(Woebot)[6], 미국 스탠퍼드 대학교에서 개발한 정신건강 플랫폼 유퍼(Youper)[7] 등이 출시되었다. 이처럼 인공지능을 이용한 정신 건강 관리 서비스 개발이 가속화되는 추세에 맞춰 국내에서도 관련 연구 및 개발이 필요하다. 특히 정신 건강 관리와 같은 전문 분야는 해당 분야의 정보가 담긴 데이터로 인공지능 모델을 학습시켰을 때 효과적이다[8]. 그러나 조사한 바에 의하면, 아직까지 한국은 심리상담 전문가의 전문

상담 내용이 반영된 공개 데이터가 없었다.

본 논문은 한국어 심리상담 데이터인 MICA의 구축방법과 이를 활용한 언어 모델의 성능에 대해 논의한다. 사용자에게 대한 보호를 위하여 유저의 글을 직접 데이터셋화 하지 않고, 익명 심리건강 플랫폼 MindCafe의 심리전문가가 비식별화하고 재가공하였다. 그림 1과 같이 MICA는 전문가가 재가공한 데이터와 심리상담사의 일회 답변 쌍으로 이루어진 데이터로 구성되었고, 심리상담사의 답변 부분은 사전에 정의된 3가지 정보가 구조화된 양식(고민 재구성, 원인 분석, 방안 제시)으로 이루어져 있다.

2장에서는 기존의 심리상담 분야와 연관된 데이터셋 MICA¹를 소개하고, 본 논문이 제안하는 데이터셋의 역할을 기술한다. 3장에서는 제안한 데이터셋을 구축한 방법과 이를 활용하여 학습한 언어모델을 소개하고, 모델이 생성한 결과에 대한 평가 방법을 소개한다. 4장에서는 구축한 데이터셋을 분석하고 모델의 생성 결과를 서술한다. 결론과 보완할 사항은 5장에서 기술한다.

2. 관련 연구

2.1 심리 분야의 한국어 텍스트 데이터셋

심리상담 분야와 연관된 한국어 텍스트 데이터셋으로는 AI 허브에서 공개한 ‘감성대화 말뭉치(AI Hub, 2019)’ [9]가 있다. 이 ‘감성 대화 말뭉치’는 일반인 1,500명 대상의 인터뷰 및 크라우드 소싱을 통해 우울증 환자와 시스템 간의 대화를 상정하여 구축한 데이터셋이다.

¹ <https://github.com/atommerce-ai/MICA>

상기 데이터셋은 심리상담 관련 전문가가 직접 상담을 진행하지 않았으며, 3회 이내(최대 6문장)의 대화로 구성되어 있다. 자연스러운 대화에 초점을 맞추고 있으나, 고민이나 증상 자체를 분석하는 내용이 부족하다. 공황장애 경향 문헌과 비경향 문헌을 분류하여 데이터를 구축한 사례[10]도 있었으나 전문가의 의견이 제시된 데이터가 없고, 공개되어 있지 않아 활용이 제한적이다. 이에 비해 MICA는 전문가가 문제 분석 및 해결 방안을 포함한 내용이 담겨있다. 또한 진로 문제, 연애 문제, 인간관계, 가족, 치료 등 다양한 종류의 심리상담 관련 주제를 폭넓게 다룬다.

비식별화한 익명 고민 예시

잘 알지 못하는 사람들에게 말을 못걸겠어요. 길을 물어려해도 못하겠고 물건 찾을 때도 말을 못걸겠어요. 반대로 누가 저에게 길을 물어봐도 머리가 하얘져서 힘들어요. 제발 도와주세요ㅜ.

비대면 방식의 전문가 답변 예시

#대인기피 #트라우마 #불안

[고민 재구성]

모르는 사람에게 뭔가 물어봐야 한다거나 말하는 상황이 될 때마다 생각이 사라지는 느낌이 들곤 하시는군요. 새로운 시도를 하고 싶지만 막상 하려고 할 때마다 마음이 움추러드는 것에 속상한 마음도 드시는 것 같아요.

[고민과 관련된 원인 분석]

모르는 사람에게 말 걸려 할 때마다 과하게 긴장되다 보니 자꾸만 생각이 다 사라지는 경험을 하시는 것 같아요. 그럴 때 마카님의 마음 안에는 어떤 생각이 스쳐가나요? ...생략...

[해결방안과 대처에 대한 방향 제시]

우선 관계 속에서 마카님이 스스로를 어떻게 보고 있는지 살펴봐주세요. 나를 부정적으로 볼거라는 생각을 반복적으로 하고 계시다면 그 때문에 관계에서 먼저 움츠러드는 마음이 들 수 있습니다. 거기다 움츠러드는 자신에게 왜 그렇게 못하냐고 나무라는 니앙스의 표현을 하게 되면 더 자신감이 떨어질 수 있구요.중략.... 이렇게 고민도 올리고 성장하시려는 마카님에게 저도 제 자리에서 지원을 보내겠습니다.

그림 1. MICA 데이터셋 예시

2.2 심리 분야에서의 인공지능 활용

해외의 경우 자연어처리 기술로 특정 유저의 소셜 미디어, 블로그의 글들을 분석하여 우울증을 식별하려는 연구[11, 12]와 딥러닝 방법론을 이용하여 정상적인 사용자와 정신건강에 문제를 겪고 있는 사용자를 분류하는 연구가 있었다[13].

정신건강 영역에서 챗봇에 대한 연구는 많은 발전을 보이고 있다. 엘리자(ELIZA)나 와이사(Wysa) 등, 심리치료사와 텍스트 기반의 대화를 모방하여 정신건강 관리를 도와주는 챗봇 서비스가 있다[14, 15]. 하지만 국내는 심리상담 분야에서의 챗봇 연구가 부족한 상황이며, 챗봇 연구를 위한 심리상담 도메인에서의 공개된 데이터셋 역시 부족하다.

이에 본 논문에서 실제 고민 상담과 그에 따른 답변 쌍으로 구축한 데이터셋을 공개하고, 이를 활용한 심리상담 답변을 생성하는 딥러닝 언어모델을 연구하여 소개한다.

3. 심리 데이터셋 및 답변 모델링

3.1 고민 답변 데이터 구축

본 연구의 데이터셋은 심리상담 자격증 2급 이상의 심리상담사들을 통해 구축하였다. 특히, 익명 고민 상담 플랫폼에 남겨진 고민 텍스트를 대상으로 하였으며, 특정 사연이 인지되지 않도록 비식별화하고 재가공했다.

심리상담사는 고민 내용에 대해 “고민 재구성”, “고민과 관련된 원인 분석”, “해결방안과 대처에 대한 방향 제시”, 3가지 항목으로 나누어 답변을 수행하였다. 상담 답변에는 아래의 가이드라인을 따랐다.

- (1) 상담자는 편견이나 선입관으로부터 탈피해야 한다.
- (2) 인간행동의 유형과 원리에 대해 전문적으로 이해해야 한다.
- (3) 내담자의 말을 경청하고 세밀하게 관찰해야 한다.
- (4) 인간의 감정변화를 민감하게 포착해야 한다.
- (5) 내담자에 보조에 맞추어 상담을 진행해야 한다.

3.2 주요 고민 키워드 구축

고민의 카테고리 분류에 활용하기 위해 고민으로부터 키워드를 추출하였다. 키워드 추출을 위해 TF-IDF를 사용하였으며, 심리상담사가 이를 직접 정제하여 구축하였다. 이로써 본 MICA 데이터셋은 “고민 재구성”, “고민 키워드”, “심리상담 답변” 쌍으로 구조화됐다.

3.3 인공지능 심리답변 모델의 학습

본 데이터셋은 인공지능 심리상담 답변 알고리즘에 관한 연구를 위한 것으로, 생성 모델의 학습을 통해 데이터셋의 타당성을 검증하였다. 실험은 Transformer[16]의 디코더로 구성된 GPT3[17] 기반의 한국어 생성모델[18]을 활용하여 진행했다. 딥러닝 프레임 워크로는 Pytorch 1.7와 Huggingface Transformers[19]를 사용했다. 모델에 선형 계층(linear layer)을 부착하여 cross entropy loss로 다음 등장 토큰을 예측하도록 학습했다. 하이퍼파라미터는 batch 4, initial learning rate 1×10^{-4} , AdamW[20] optimizer ($\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, $\epsilon = 1e - 8$), block size 2048, seed 42, 그리고 epochs 3으로 설

정하여 심리상담 답변 모델인 Counsel-GPT를 학습했다. 데이터셋은 고민과 상담사의 답변을 하나의 데이터로 합쳐서 학습했다. 즉, “[BOS] 고민 [EOS]wt[BOS] 심리상담 답변 [EOS]” 형태로 데이터셋을 재구성했다. 추론 과정에서는 생성 모델에 “[BOS] 고민 [EOS]wt[BOS]”를 입력함으로써 심리상담 답변을 생성할 수 있도록 했다.

3.4 평가 방법

본 논문에서는 정량적, 정성적 방법을 통해 생성 모델을 평가했다. 정략적 평가는 심리상담 코퍼스의 생성 확률을 비교하기 위해, 모델의 학습 전과 후의 perplexity (PPL)[21]를 비교했다. 또한, 심리상담사들이 정의한 가이드라인을 통해 상담의 내용을 정성적으로 평가하여, 상담사의 답변과 Counsel-GPT의 답변을 비교했다. 정성 평가는 3가지 항목에 대해 아래 기준에 따라 1-5점 사이의 Likert scale로 평가했다. 정성평가자는 데이터셋 구축에 참여하지 않은 심리상담사로 구성됐다.

고민 재구성 (1) 상담사가 상대적으로 더 비중을 두어야 할 고민에 대한 선택적 경청을 통해 핵심 주호소 문제에 초점을 두었는가. (2) 부드럽고 존중하는 태도로 공감적으로 재구성하였는가. (3) 고민과 비슷한 단어 혹은 문장 길이를 통해 적절한 공감을 하였는가.

고민과 관련된 원인 분석 (1) 핵심 주호소 문제를 잘 파악하고, 이에 초점을 맞춰 원인을 분석했는가. (2) 부드럽고 존중하는 태도로 공감을 하였는가. (3) 직접적 해석이 아닌, 가설적 해석을 통해 가능성을 바탕으로 원인을 분석하였는가.

해결방안과 대처에 대한 방향 제시 (1) 위 서술한 내용과 고민의 맥락과 이어지는 해결 방법을 올바르게 제시하였는가. (2) 해결 방법을 강압적이 아닌 회유적인 표현을 통해 제시하는가. (3) 부드러운 종결 태도를 통해 상담을 마무리하는가.

정성평가자는 답변의 각 항목에 대해 위 항목들을 검증하여, 비교 분석하였다. 이때, 정성평가자는 답변의 생성 주체가 누구인지 알아차릴 수 없게 구성함으로써, 평가에서 발생할 수 있는 편향성을 제거하였다. 제시된 항목에 대해서 전혀 만족시키지 못하면 1점, 완벽하게 만족하면 5점을 부여했다. 신뢰도를 높이기 위해, 동일한 데이터를 3명의 정성평가자가 각각 평가하여 이를 분석했다.

표 1. 전문 심리 답변의 구성 성분 분석

	평균 어절 개수	평균 문장 개수
고민 재구성	43.02	3.26
원인 분석	117.82	8.33
해결 방안	207.07	15.98

4. 결과

4.1 데이터셋 분석

본 연구를 통해 총 4,524개의 고민과 답변 쌍을 구축했다. 고민은 평균 138.90 어절, 답변은 평균 385.86 어절로 관찰됐다. 또한, kss²한국어 문장 분리 라이브러리를 사용하여 각 항목의 문장 개수를 분석하였으며, 고민은 평균 13.99 문장, 답변은 평균 30.60 문장으로 관찰됐다. 각 세부 항목에 대한 어절과 문장의 개수는 표 1과 같다. MICA 데이터셋은 고민 재구성 항목이 가장 짧으며, 해결 방안이 가장 길게 서술되어 있다.

그림 2와 같이, 고민은 평균 605개의 음절을 가지며, 심리상담 답변은 평균 1,705개의 음절을 가졌다. 본 데이터셋이 일반적인 자연어 데이터셋에 비해 상대적으로 긴 시퀀스의 데이터로 구성됨을 보였다.

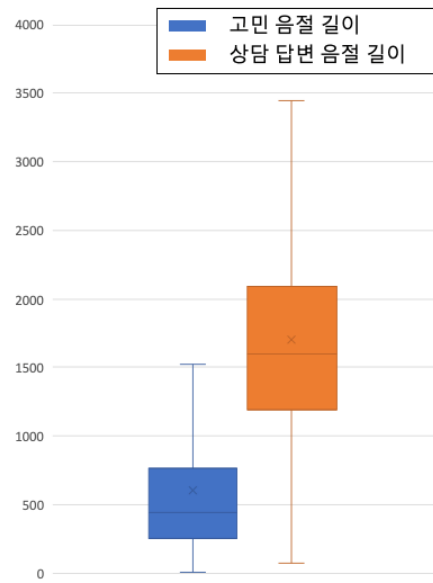


그림 2. 고민과 상담 답변의 음절 길이 통계

4.2 고민 키워드 분석

총 5,921개의 고민 키워드가 추출되었으며, 이를 빈도에 맞춰 표시하면 표 2과 같다. 하나의 고민에는 다수의 키워드가 등장할 수 있어, 빈도(%)의 합은 100이 되지 않을 수 있다.

표 2. 고민에 대한 주요 키워드 추출 결과

순위	추출 키워드	개수 (n)	빈도 (%)
1	우울	2,589	43.79
2	스트레스	2,576	43.57
3	불안	1,534	25.95
4	힘듦	1,061	17.95
5	의욕 없음	1,053	17.81
6	답답함	1,021	17.27

² <https://github.com/hyunwoongko/kss>

7	불안함	965	16.32
8	피로움	851	14.39
9	무기력함	731	12.36
10	혼란스러움	703	11.89
11	속상함	660	11.16
12	걱정	622	10.52
13	슬픔	580	9.81
14	불면	542	9.17
15	트라우마	533	9.02

추출 결과, 우울과 스트레스에 대한 빈도가 가장 높게 나타났으며, 이러한 결과는 우울과 스트레스가 불안한 심리에 직접적이고 강력한 영향을 미치는 요인으로 알려진 사실과 일치하였다 [22, 23].

4.3 인공지능 생성 답변 분석

인공지능의 답변에 대한 정량적 평가를 위해 MICA 데이터셋의 상담사 답변 코퍼스에 대한 PPL을 도출하여 표 3에 기재했다.

표 3. Baseline 모델과 Counsel-GPT의 PPL 비교

	KoGPT3	Counsel-GPT
PPL (↓)	32.17	17.28

일반적인 도메인으로 학습된 KoGPT3와 달리, Counsel-GPT는 심리상담 도메인의 코퍼스에서 상대적으로 낮은 PPL을 관찰할 수 있었다. 이를 통해 Counsel-GPT가 심리상담 도메인에 대한 학습이 이루어졌음을 알 수 있다. 정성적 평가를 위해 학습에 사용되지 않은 고민 중, 10개를 랜덤 샘플링하여 분석하였다. 디코딩 방식으로는 beam search (beam size=10)를 사용하였으며, 최대 시퀀스 길이는 2,048로, “[EOS]” 토큰이 생성되면 중단한다.

표 4. 심리상담 답변에 대한 정성적 비교 분석

항목		상담사	Counsel-GPT
고민 재구성	주호소 문제에 초점	4.10±0.23	3.03±0.26
	존중하는 태도	3.70±0.22	2.93±0.22
	공감의 정도	3.83±0.24	3.03±0.26
원인 분석	주호소 문제에 초점	4.00±0.22	2.03±0.23
	존중하는 태도	3.83±0.18	2.80±0.21
	가설적 해석의 제시	3.77±0.21	2.63±0.25
해결 방안	주호소 문제에 초점	4.33±0.15	2.63±0.24
	회유적 제시	3.67±0.20	3.23±0.21
	부드러운 종결	3.37±0.29	3.50±0.26
평균 점수		3.84	2.87

[고민 재구성] (3.56 ± 2.33)

처음 보는 사람에게는 말을 걸기가 어려우시군요. 물건을 찾을 때도 누군가에게 물어보는 것이 어려우시군요.

[고민과 관련된 원인 분석] (2.44 ± 1.86)

마카님께서도 낮가림이 있으셔서 그런 것이 아니라, 사람들이 있는 곳에 있기가 어려우신 것 같습니다. 그래서 사람들이 많은 곳에 가는 것을 싫어하는 것은 아닐까 생각이 들었습니다.

[해결방안과 대처에 대한 방향 제시] (2.33 ± 1.53)

낮가림의 정도는 사람마다 차이가 있을 수 있습니다. 낮을 많이 가리는 사람도 있고, 조금 친해진 사람은 그럭저럭 대화를 할 수 있는 정도의 낮가림을 가지고 있고 친한 친구나 가족 앞에서는 비교적 쉽게 친해질 수 있을 것입니다. 또 어떤 경우는 어린 아이들과 같이 있는 것만으로도 자연스럽게 대화를 나눌 수 있기도 합니다. 낮가림은 기질적인 측면도 있지만, 성장하면서 우리가 경험하는 다양한 사회적 상황에 따라 후천적으로 발달될 수도 있기 때문에 적절한 연습과 노력을 통해 얼마든지 조절될 수 있다는 것을 기억하시면 도움이 될 것이라 생각이 듭니다. 사람들과 함께 있을 때 불편감을 느끼지 않기 위해서는 먼저 나의 내면에 귀를 기울이고, 나 자신이 어떤 생각을 하고 있으며, 어떤 감정을 느끼고 있는지를 알아차려야 합니다. 이러한 과정은 혼자서 하기에는 다소 힘든 과정일 수 있기에 전문적인 상담을 통해 도움을 받으시는 것도 추천드리고 싶습니다.

그림 3. Counsel-GPT의 생성 예시

아래의 수식 1은 Counsel-GPT가 자연어를 생성하는 과정을 표현한다. m 은 최대 시퀀스 길이를 의미하며, 해당 수식은 입력 시퀀스에 대한 다음 토큰 예측 확률을 표현한다. Counsel-GPT는 다음 토큰에 대한 확률을 최대화하는 방향으로 학습하고, 예측한다.

$$p(x) = \prod_{i=1}^m p(w_i | w_1, \dots, w_{i-1}) \quad (1)$$

표 4에 따라, 상담사가 정의한 기준에 따라 점수를 비교했다. Counsel-GPT가 생성한 심리상담 답변의 경우, 실제 상담사와 대비하여 ‘주호소 문제에 초점’ 항목이 모두 낮게 관찰되었다. 이러한 경향은 생성 시퀀스 순서가 비교적 뒤에 등장하는 ‘원인 분석’과 ‘해결 방안’에서 더 두드러지게 나타났다. 한편, ‘해결 방안’ 항목에서의 ‘부드러운 종결’에 대해선 Counsel-GPT가 상담

사보다 높은 점수를 기록했다. 또한, 상담사 대비 약 75%의 평균 점수를 나타냄으로써, 본 연구를 통해 구축된 데이터셋과 모델의 타당성을 증명했다.

Counsel-GPT의 실제 생성 결과를 살펴보기 위해, 그림 1의 고민에 대한 모델 답변을 그림 3에 제시한다. 각 항목의 오른쪽에는 정량평가자의 평균 점수를 표기했다. 전반적으로 낮가림이 심한 고민에 초점을 맞춰 답변이 생성된 것을 관찰할 수 있었다. 하지만, 고민 재구성 항목을 주목하면, ‘길을 묻기 어렵다’는 그림 1의 고민에 대해 ‘물건을 찾기 어려워 한다’라는 잘못된 요약을 관찰할 수 있었다. 이처럼 생성 모델에서 흔히 발생할 수 있는 hallucination[24] 현상은 내담자에게 부정적인 영향을 야기할 수 있기 때문에, 반드시 해결해야 할 문제 중 하나이다.

5. 결론

본 논문에서는 한국어로 구성된 장문 심리 데이터셋 MICA의 구축 방법과 활용 예를 소개한다. 상담사가 재구성한 고민과, 이에 대한 심리상담 데이터셋을 소개했고, 이를 통해 학습된 Counsel-GPT 모델로 심리상담사의 답변을 모사할 수 있었다. 또한, 심리상담 답변을 분석할 수 있는 정량적, 정성적 지표를 제안함으로써 생성모형을 위한 심리상담 능력에 대해 평가하고 비교 분석하였다. 나아가 한국어 분야에서의 심리상담 챗봇 개발의 밑거름이 될 수 있는 MICA데이터셋을 공개함으로써 발전에 기여하고자 한다. 향후 연구에서는 본 논문을 통해 보고 되었던 hallucination 현상, 비윤리적인 문장 및 사용자에게 부정적인 영향을 야기할 수 있는 문장 등의 생성을 억제할 수 있는 방안에 대해 제안할 계획이다. 또한, 사용자를 특정할 수 없게 재가공한 심리상담 대화 데이터를 추가로 연구해, 한국어 심리상담 챗봇 연구에 기여하고자 한다.

참고문헌

- [1] <https://www.hidoc.co.kr/healthstory/news/C0000610421> (접근 2022년 9월 14일).
- [2] “《후생신보》 [국감]코로나19 이후 우울증 증가... 심리상담 920% 증가”, 후생신보, 2021년 10월 15일. <http://www.whosaeng.com/130919> (접근된 2022년 9월 14일).
- [3] Z. Fu, H. Burger, R. Arjadi, and C. L. H. Bockting, “Effectiveness of digital psychological interventions for mental health problems in low-income and middle-income countries: a systematic review and meta-analysis”, *Lancet Psychiatry*, vol 7, 호 10, pp 851-864, 10 2020, doi: 10.1016/S2215-0366(20)30256-X.
- [4] 이병문, “남의 시선이 두려워...” 정신질환 치료기회 놓친다, 매일경제 & mk.co.kr, 2013년 8월 1일
- [5] P. Rathnayaka, N. Mills, D. Burnett, D. De Silva, D. Alahakoon와/과R. Gray, “A Mental Health Chatbot with Cognitive Skills for Personalised Behavioural Activation and Remote Health Monitoring”, *Sensors*, vol 22, 호 10, p 3653, 5 2022, doi: 10.3390/s22103653.
- [6] K. K. Fitzpatrick, A. Darcy, and M. Vierhile, “Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults With Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial”, *JMIR Ment. Health*, vol 4, 호 2, p e19, 6 2017, doi: 10.2196/mental.7785.
- [7] “Youper - Online Therapy and Medication for Depression and Anxiety”. <https://www.youper.ai/> (접근 2022년 9월 20일).
- [8] Lee, Jinhyuk, et al. "BioBERT: a pre-trained biomedical language representation model for biomedical text mining." *Bioinformatics* 36.4 (2020): 1234-1240.
- [9] <https://aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&aihubDataSe=realM&dataSetSn=86> (접근 2022년 9월 14일)
- [10] 이수빈, 김성덕, 이주희, 고영수, 송민 "딥러닝 자동 분류 모델을 위한 공황장애 소셜미디어 코퍼스 구축 및 분석" *정보관리학회지* 38.2 pp.153-172 (2021) : 153.
- [11] Tadesse, Michael M., et al. "Detection of depression-related posts in reddit social media forum." *IEEE Access* 7 (2019): 44883-44893.
- [12] Orabi, Ahmed Husseini, et al. "Deep learning for depression detection of twitter users." *Proceedings of the Fifth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Keyboard to Clinic*. 2018.
- [13] Joshi, Deepali J., et al. "Mental health analysis using deep learning for feature extraction." *Proceedings of the ACM India Joint International Conference on Data Science and Management of Data*. 2018.
- [14] Weizenbaum, J. ELIZA-A computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Commun. ACM* 1966, 9, 36-45
- [15] Inkster, B.; Sarda, S.; Subramanian, V. An empathy-driven, conversational artificial intelligence agent (Wysa) for digital mental well-being: Real-world data evaluation mixed-methods study. *JMIR MHealth UHealth* 2018, 6, e12106.
- [16] Vaswani, Ashish, et al. "Attention is all you need." *Advances in neural information processing systems* 30 (2017).
- [17] Brown, Tom, et al. "Language models are few-shot learners." *Advances in neural information processing systems* 33 (2020): 1877-1901.
- [18] Kim, Ildoo, et al. "Kogpt: Kakaobrain korean (hangul) generative pre-trained transformer." *Opgehaal van https://github.com/kakaobrain/kogpt* (2021).

- [19] Wolf, Thomas, et al. "Huggingface's transformers: State-of-the-art natural language processing." *arXiv preprint arXiv:1910.03771* (2019).
- [20] Loshchilov, Ilya, and Frank Hutter. "Decoupled weight decay regularization." *arXiv preprint arXiv:1711.05101* (2017).
- [21] Brown, Peter F.; et al. (March 1992). "An Estimate of an Upper Bound for the Entropy of English", *Computational Linguistics*. 18 (1). Retrieved 2007-02-07.
- [22] 강승호 외, “생활 사건 스트레스, 사회적지지, 우울과 자살생각의 관계: 남고생과 여고생의 비교”, *교육심리연구*, 2011, 25(2), pp.277-293
- [23] 모지환, 배진희, “자살행동 영향 요인: 성별, 연령별, 집단 비교를 중심으로”, *보건사회연구*, 2011강승호 외, “생활 사건 스트레스, 사회적지지, 우울과 자살생각의 관계: 남고생과 여고생의 비교”, *교육심리연구*, 2011, 25(2), pp.277-293
- [24] Ji, Ziwei, et al. “Survey of hallucination in natural language generation”, *arXiv preprint arXiv:2202.03629*(2022).