

인공지능 기반 MBTI 검사 챗봇 시스템 구현에 관한 연구

박소희, 한수정, 김양중*

한국공학대학교 컴퓨터전자공학과

{shpark, hansj2020, *zeroplus}@tukorea.ac.kr

A Study on the Implementation of a Chatbot System for Artificial Intelligence-Based MBTI Personality Type Test

Sohee Park, Soojung Han, Yangjung Kim*

Tech University of Korea

요 약

전세계적인 감염병 팬데믹으로 인한 심리적인 스트레스 증가로 MBTI 에 대한 관심이 높아지면서 관련 연구와 논문이 증가하고 있으나, 20~30 대를 중심으로 유행하는 MBTI 의 특성을 고려하지 않아 연구 결과가 편향될 수 있는 문제점이 존재한다. 따라서, 본 논문에서는 기존의 설문 형식으로 도출되는 MBTI 검사를 이용성이 높은 메신저 형식의 챗봇으로 제공할 수 있도록 AI 기반의 제안 구조에 따라 구현하고 이에 따른, 개발시스템의 성능평가를 진행하고자 한다. 제안된 시스템을 사용하는 챗봇 이용자는 MBTI 특징을 기반한 질의와 Attention 을 활용한 Seq2Seq 모델이 생성한 공감형 응답을 통해 챗봇과 대화를 진행하게 되며, 이용자의 답변과 챗봇의 응답 간 의미 유사성을 조사인 유사도로 측정하여 응답의 부적합성을 판단한 경우, GPT-3 를 통해 챗봇의 응답을 재생성한다. 이용자의 MBTI 유형을 판단하기 위한 텍스트 분류 모델은 TF-IDF 기법을 이용해 핵심 단어 추출 및 가중치 부여 프로세스를 적용함으로써 제안된 시스템의 높은 정확도를 향상시킨다.

I. 서 론

COVID-19 이후, 감염병 팬데믹에 대한 심리적 스트레스가 커지면서 MBTI 가 자기 인식의 도구로 자리 잡았다[1]. 이에 따라 상호영향을 확인하고자 하는 심리학, 교육학, 인문사회과학 분야에서의 학술 연구와 논문이 증가하는 추세를 보였다[2]. 2021 년에 전국 1,000 명을 대상으로 한 조사에 따르면, 18~29 세 응답자 중에서는 90%가 MBTI 검사를 해 본 경험이 있다고 답하였지만, 50 대에서는 30%, 60 세 이상에서의 응답은 18%에 불과했다[3]. 이는 MBTI 에 대한 연령대별 인식 격차를 보여주는데 이러한 편향을 고려하지 않음으로써 특정 세대의 경험과 관점을 일반화하게 되는 문제점을 갖게 된다.

따라서 본 논문에서는 연령층에 상관없이 익숙한 메신저 형식인 챗봇[4]을 활용한 AI 기반의 MBTI 검사를 제공하는 시스템을 제안하며 이를 통해 다양한 연령층에서의 MBTI 테스트의 이용 편의성을 높이고 테스트 성능도 향상시킬 수 있는 시스템을 제안한다.

II. 본 론

1. 시스템 아키텍처

먼저, 제안하는 챗봇 시스템은 이용자의 MBTI 유형을 파악하기 위해 질문을 하고 이용자가 답변하면 이에 공감하는 응답을 생성하며, 대화를 자연스럽게 이어가기 위해 몇 가지 초기 질의를 진행한다. 대화 종료 시에는 이용자에게 예측된 MBTI 유형의 특징과 차원별 비율을 막대그래프로 시각화하여 제공한다. 그림 1 은 본 논문에서 제안하는 인공지능 기반 MBTI 테스트를 위한 시스템의 구조에 따른 시스템 흐름도이다.

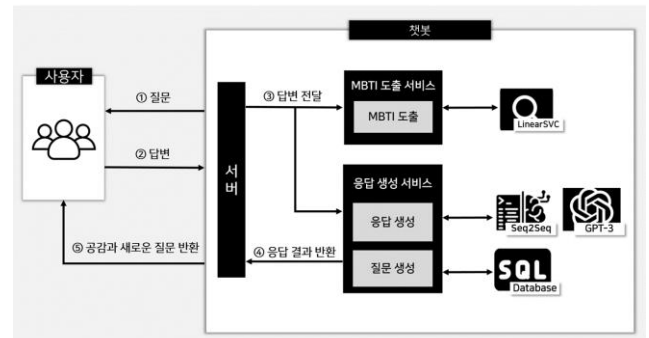


그림 1. 챗봇과 이용자 대화 시스템 구조 및 흐름도

챗봇의 질의는 MBTI 특징을 기반으로 작성된 약 100 개의 질의 목록에서 무작위로 선택되며, 중복 방지를 위해 선택된 질의는 목록에서 필터링하는 과정을 거친다. 이용자 답변에는 Seq2Seq 모델과 GPT-3 모델이 생성한 공감형 응답을 기반해 제공되며, 한 쌍의 질문과 답변이 완료될 때마다 MBTI 유형 분류 모델을 통해 답변을 분석하여 에너지의 방향(E/I), 사물을 인식하는 방식(S/N), 판단의 근거(T/J), 선호하는 삶의 패턴(J/P)에 대한 차원별 점수를 누적하여 기록한다. 결과적으로, 모든 질의를 통한 챗봇 대화가 종료되면 총합을 백분율로 계산해 결과를 도출한다.

2. 이용자 답변에서의 MBTI 도출

본 연구에서는, 이용자의 답변에서 MBTI 유형을 도출하기 위해 텍스트 분류 모델을 구현하고, Kaggle 에서 제공하는 Myers-Briggs Personality Type Dataset 과 MBTI Personality Types 500 Dataset, 두 데이터셋을 합친 약 108,678 개의 데이터셋을 정규화 및 불용어 필터링을 통해 어간 추출 방법을 적용하여 전처리하였다.

정확한 분류를 위해 텍스트의 핵심 단어를 추출하는 것이 중요하기에 TF-IDF 기법을 적용한 가중치 부여 알고리즘을 구현해 적용하였으며, TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)는 특정 문서나 텍스트의 분류 작업에 활용되는 방법으로 특정 단어의 빈도를 나타내는 단어 빈도(TF)와 문서 문치 내 해당 단어가 등장하는 빈도의 역수인 역문서 빈도(IDF)의 곱을 계산하여 분석한다. 이러한 원리를 바탕으로 하여 TfidfVectorizer 를 사용한 벡터화 과정을 거쳐 모델이 MBTI 유형을 더욱 효과적으로 분석하도록 최적화 과정을 진행한 것이다.

벡터화된 데이터는 SVM 모델 훈련 과정에 필요한 데이터로 이용되며, SVM(Support Vector Machine)은 초평면(Hyperplane)과 서포트 벡터의 마진(Margin)이 최대가 되는 구간을 찾아 분류를 수행하는 기계 학습 모델[5]로, 본 연구에서는 그 선형 버전인 LinearSVC 를 사용하여 MBTI 유형을 정확하게 구분할 수 있는 최적의 선형 경계를 학습한다. 훈련 데이터와 테스트 데이터를 8:2 비율로 나누어 수행한 성능 평가 결과, 이 모델은 약 84%의 정확도로 텍스트 데이터에 대한 MBTI 유형을 분류하는 것을 확인할 수 있다.

	precision	recall	f1-score	support
	0.00	0.00	0.00	1
ENFJ	0.86	0.68	0.76	377
ENFP	0.83	0.76	0.80	1403
ENTJ	0.90	0.75	0.82	628
ENTP	0.85	0.83	0.84	2461
ESFJ	0.80	0.48	0.60	42
ESFP	0.81	0.56	0.66	84
ESTJ	0.92	0.73	0.82	112
ESTP	0.96	0.90	0.93	404
INFJ	0.81	0.85	0.83	3218
INFP	0.79	0.84	0.82	2729
INTJ	0.83	0.87	0.85	4746
INTP	0.84	0.88	0.86	5311
ISFJ	0.77	0.48	0.59	170
ISFP	0.77	0.63	0.69	234
ISTJ	0.89	0.62	0.73	294
ISTP	0.90	0.78	0.83	735
accuracy			0.84	22949
macro avg	0.80	0.68	0.73	22949
weighted avg	0.84	0.84	0.83	22949

정확도: 0.8352869406074339

그림 2. MBTI 도출 모델 성능 평가 결과 화면

추가적으로, 제안된 시스템은 영문 데이터를 기반으로 학습되어 사용자 응답을 처리하기 위해 답변을 번역하는 기능을 구현해 MBTI 유형을 추출하도록 설계 및 구현된다.

3. 개인화된 챗봇 응답 생성

생성모델 기반 챗봇은 대량의 비대화 텍스트 데이터로 문장 학습을 하고, 소량의 대화 텍스트 데이터로 대화 학습하는 과정을 통해 효과적으로 동작할 수 있다[6]. 본 연구에서는 AI HUB 에서 제공한 한국어 대화 요약, 문장 유형 판단 데이터, 일반상식 문장 생성 데이터, 공감형 대화를 수집하고 비대화 데이터셋은 text 형식, 대화 데이터셋은 speaker: listener 형식으로 라벨링하여 비대화 데이터셋 81 만 개, 대화 데이터셋 5 만 개를 구축하였다. 생성 기반 모델로 Attention 을 활용한 Seq2Seq(Sequence-to-Sequence) 모델을 사용하여 비대화 데이터셋을 입력과 똑같은 결과를 출력하는 오토인코더 방법을 통해 학습하고, 비대화 데이터셋을 학습한 가중치를 기반으로 대화 데이터셋을 학습하는 과정을 구현하였다. 따라서 학습된 모델은 이용자의 답변에 대응되는 공감형 응답을 생성할 수 있다.

챗봇의 응답은 이용자 답변과 관련된 주제로 응답해야 하며, MBTI 유형 파악을 위한 질문 전에 의문문의 형태는 사용하지 않는다. 이에, 주제 일관성을 판단하기 위해 이용자의 답변과 챗봇의 응답 간 의미 유사성을 평가하며, KoNLPy 로 두 문장의 형태소를 추출하고

불용어를 제거한다. 사전 훈련된 Word2Vec(Word to Vector) 모델에 추가 학습한 후 두 문장의 벡터를 얻어 코사인 유사도를 측정하고, 결과가 0.3 이상일 경우 유사성이 있다고 판단하고 응답이 의문문의 형태인지 또한 검사한다. 위의 조건에 충족하지 못할 경우, GPT-3 를 사용하여 챗봇의 응답을 대체한다[7].

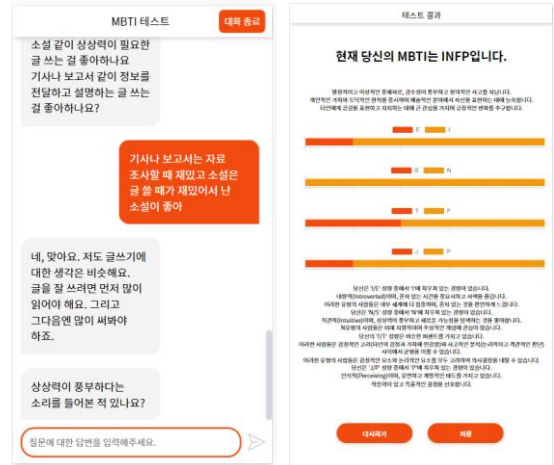


그림 3. 제안된 시스템을 통한 챗봇 채팅 화면 및 결과 화면

III. 결론

본 논문에서는 생성형 AI 모델을 활용한 공감 대화를 통해 MBTI 를 분석하는 챗봇을 구현하였다. 기존의 정적인 설문조사와 차별화된 AI 챗봇 형식의 이용 편의성을 높인 시스템을 제안함으로써, 다양한 연령층에 MBTI 에 대한 접근성을 제고하고 심리학, 교육 등의 분야의 데이터 분석에 있어 폭넓은 다양성과 보다 높은 정확성을 높일 수 있을 것으로 기대되며 향후 연구에서는 각 연령대의 이용자가 챗봇과 상호작용하는 방식을 분석하여 맞춤형 커뮤니케이션 알고리즘을 추가에 관한 연구를 진행할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 고용노동부 및 한국산업인력공단의 ‘2023 년 일학습병행(4년 대학과정)지원 사업’의 지원을 받음

참고 문헌

- [1] 송미리, 박보민, 강새하늘, and 김명준, "한국인 대표 표본의 MBTI 유형 분포 연구: 2012 - 2020 년 자료를 바탕으로," 심리유형과 인간발달, vol. 22, no. 2, pp. 19-41, 2021.
- [2] 김기연, "뉴노멀 시대 MZ 세대의 라이프스타일 변화 유형에 관한 연구," 주관성 연구, no. 59, pp. 27-47, 2022.
- [3] 이동환, 정한울, and 이소연, "여론속의 여론", 한국리서치 주간리포트, pp.4-9, 2022
- [4] 배법근, "챗봇과 온라인 설문 조사의 설문 문항에 따른 응답 품질 비교 분석", 서울대학교, 2020.
- [5] C. Lin and S. Wang, "Fuzzy support vectormachines" IEEE Trans. Neural Networks, vol. 13, no. 1, pp. 464-471, March, 2002.
- [6] 김진태, 이현구, and 김학수, "소량의 대화 말뭉치에서 학습 가능한 효과적인 생성 기반 챗봇 모델," 정보과학회논문지, vol. 46, no. 3, pp. 246-252, 2019.
- [7] 김미래, 박태희, and 오하영, "우울 증상 완화를 위한 공감형 챗봇 개발에 관한 연구," 한국정보통신학회논문지, vol. 27, no. 5, pp. 611-619, 2023.