

LLM 기반 맞춤형 청소년 진학 상담 챗봇 시스템 설계에 관한 연구

박진국, 윤수연*

국민대학교, *국민대학교

parkjg20@kookmin.ac.kr, *1104py@kookmin.ac.kr

A Study on the Design of an LLM-Based Personalized Career Counseling Chatbot System for Adolescents

Jin Guk Park, Soo Yeon Yoon*

Kookmin Univ., *Kookmin Univ.

요 약

본 연구는 대규모 언어 모델(LLM)을 활용하여 청소년 대상 맞춤형 진학 상담 챗봇 시스템을 설계하고, 상담 도메인 적응을 위한 DAPT 및 QLoRA 기반 학습 전략을 적용하였다. AI-Hub 제공 “인공지능기반 학생 진로탐색을 위한 상담 데이터”를 기반으로 Fine-Tuning 및 DAPT+Fine-Tuning 두 방식의 성능을 비교 평가한 결과, DAPT 적용 시 유효 응답률이 60%에서 71.25%로 향상되었다. 이는 상담 도메인에 특화된 사전학습이 답변의 적절성과 자연스러움을 높이는 데 효과적임을 시사한다. 특히, 실험 결과는 LLM 기반 챗봇이 기존 규칙 기반 시스템의 한계를 극복하고, 학생의 요구에 부합하는 지능형 진학 상담 도구로 활용 가능함을 보여준다. LLM 모델의 진학 상담 보조 도구로서의 잠재력을 확인할 수 있었고, 진학 상담과 같은 특정 전문 분야에 LLM 을 적용할 때 도메인 적응 사전학습이 필수적임을 시사한다. 이를 기반으로 국내 교육 환경에 적합한 AI 상담 시스템 개발의 기술적 기반을 제시한다.

I 서 론

진학상담 챗봇의 연구는 기존 규칙 기반, FAQ 기반 시스템에서 벗어나, 대규모 언어 모델(LLM)을 활용한 맞춤형·지능형 상담으로 발전하고 있다.[1]

기존의 온라인 상담 서비스는 정보의 양이 방대하여 학생들이 원하는 정보를 효율적으로 탐색하기 어려운 경우도 있었지만, 단순 검색으로 해결 가능한 문제조차 상담 코너에 의뢰하는 사례도 빈번하였다. 따라서 온라인 진로 상담교사들은 학생들의 고민에 대한 답변 뿐만 아니라, 직업 정보, 학과 개설 대학, 입시 전형 등 다양한 자료를 직접 검색하여 제공해야 하는 부담을 안게 되었다.

이러한 상담 시스템의 정확성, 다양성, 접근성, 개인화, 자연스러운 상호작용 부족과 같은 한계를 극복하고, 학생 개개인에게 보다 효과적이고 신뢰할 수 있는 진학상담 서비스를 제공을 위해 맞춤형 상담 챗봇 시스템 구현을 위한 LLM 기반 학습 방법을 연구하고자 하였다.

이를 통해 청소년들에게 맞춤형 진학 상담 서비스를 제공하여 디지털 전환 시대에 청소년들의 진학 의사 결정을 효과적으로 지원하고, 교육 불평등을 해소하는 데 기여하고자 한다.

II 이론적 배경

2.1 진학 상담의 개요

청소년 진학 상담은 학생이 자신의 진로와 진학 방향을 탐색하고 결정하는 과정에서 필요한 정보와 조언을 제공하는 활동이다.[2] 이 과정에서는 학생의 적성, 흥미, 학업 성취도, 진로 목표 등을 종합적으로 고려하여 대학 및 학과 선택, 입시 전략, 전공 탐색 등 다양한 영역에서 지원이 이루어진다.

진학 상담은 학생의 성장 발달 단계에 맞춰 개인별 맞춤형 진로 및 진학 계획을 수립하도록 돕는 과정으로,

최근에는 AI 기술을 활용한 진로·진학 상담 서비스가 도입되어 학생의 데이터와 선호도를 바탕으로 보다 과학적이고 체계적인 상담이 가능해지고 있다. [3]

2.2 KoGPT 모델

본 연구에서는 한국어에 특화된 생성형 언어 모델로 KoGPT 모델을 사용하였다. KoGPT 는 문맥을 고려한 일관성 있는 텍스트 생성 능력과 한국어 생성에 있어 자연스러운 문장 구성이 가능하다. KoGPT 의 도메인 적응 능력을 강화하고자 도메인 적응 사전학습(DAPT)을 수행하고 QLoRA 를 적용하였다.

III 실험 설계

3.1 실험 환경 및 데이터셋 구성

3.1.1 실험 환경

본 실험에서는 kakaobrain/kogpt 모델의 revision KoGPT6B-ryan1.5b-float16 을 베이스 모델로 활용하여, 기반 모델에 Fine-Tuning 및 DAPT+Fine-Tuning 을 각각 적용한 모델의 상담 챗봇으로서의 활용도를 분석했다. 학습환경은 <표 1>과 같이 구성하였다.

<표 1. 실험 환경>

Software Hardware	Description
OS	Linux Ubuntu 22.02
CUDA	Cuda11.8.0
Python/Pytorch	3.10 / 2.1.0
GPU	(DAPT) A100 SXM * 2 (FT) A100 PCIe
vCPU / RAM	(DAPT) 32 vCPU / 250GB RAM (FT) 18 vCPU / 215GB RAM

3.1.2 데이터셋 구성

실험에 사용된 데이터셋은 AI-Hub 에서 제공하는 “인공지능기반 학생 진로탐색을 위한 상담 데이터”를 기반으로, 라벨링 되지 않은(Unlabeled) 약 5,800 건, 1500 만 개 토큰으로 이루어진 말뭉치로 재구성하였다.

Fine-Tuning 을 위해서는 system, user, assistant 로 역할을 구분하여 멀티 턴 상담 대화 절차를 효과적으로 파악할 수 있도록 <표 2>와 같이 ChatML 형태로 구성하였다.

<표 2. 입력 데이터의 형태 구성 예시>

```
{
  <|conversation|>
  <|system|>시스템 프롬프트<|endoftext|>,
  <|user|>대화 내용<|endoftext|>,
  <|assistant|>대화 내용<|endoftext|>
  <|endofconversation|>
}
```

3.2 실험 방법

3.2.1 DAPT(Domain Adaptive Pre-Training) 및 QLoRA(Quantized Low-Rank Adaptation)

기본 모델이 상담 데이터의 문맥과 어휘에 잘 적응할 수 있도록 DAPT 과정을 거쳤다. QLoRA 학습에는 <표 3>과 같이 파라미터를 구성하였다.

<표 3. QLoRA(PEFT) 파라미터 구성>

Parameter	Description
r	4
Lora_alpha	32
Target Module (Trainable Ratio)	q_proj, k_proj, v_proj, o_proj, fc_in, fc_out (0.2671%)
Lora_dropout	0.05

3.2.2 테스트 방법

상담 챗봇으로서의 모델 성능을 평가하기 위하여, 상담 상황을 가정하여 질문 데이터를 입력하여 답변을 생성하고, 이를 비교하였다. OpenAI 사에서 발표한 GPT 4.1 모델을 이용해 <표 4>와 같이 질문 형태의 데이터를 증강 생성하였다.

<표 4. 테스트 데이터 증강 결과 질문 예시>

질문 데이터

- 저는 제가 어떤 성격인지 잘 모르겠어요. 성격을 파악하려면 어떻게 해야 할까요?
(...중략...)
- 직업 정보 탐색을 할 때 실수하기 쉬운 점이 있다면 알려주세요.

3.3 실험 결과 및 성능 평가

3.3.1 실험 결과 및 분석

생성한 80 개의 증강 질문 데이터를 이용해 두 비교 모델의 답변을 수집하였다. <표 5>는 테스트 데이터 중 일부에 대한 답변 예시이다.

응답 데이터를 인간 평가(Human Evaluation) 하였을 때, Fine-Tuning 만 수행한 모델은 다른 상담 케이스로부터 내용을 참조하며 다소 문맥을 벗어나는 답변을 하는 모습이 나타났다. DAPT+Fine-Tuning 을

수행한 모델에서는 어휘의 사용과 자연스러운 상담 답변을 생성했지만, 답변이 길어질수록 질문과의 연관성이 떨어지는 경향이 나타났다.

<표 5. 모델 학습 과정 별 응답 예시>

Model	Description
Fine Tuning	질문: “학교 말고 다른 데서 할 수 있는 진로 체험 프로그램은 어디서 찾을 수 있나요?”
	답변: 커리어넷에 들어가면 진로 적성검사와 직업정보 등 다양한 정보들이 많이 나와 있어요!
DAPT + Fine Tuning	질문: “저는 스트레스를 받을 때 어떻게 대처하는지 잘 모릅니다. 자기 이해를 높이려면 어떻게 해야 하나요?”
	답변: 자신의 성격과 장단점에 대해 알고 계시나요? 그럴 때마다 어려움도 많겠지만 본인만의 극복 방법이나 스트레스 해소법 같은 것들을 알아두면 좋아요. 학생님은 어떤 취미가 있을까요?

3.3.2 성능평가 분석

두 학습 방법론을 각각 적용하였을 때 모델의 출력 텍스트를 정성평가한 결과 <표 6>과 같은 비율의 유효 답변을 생성한 것을 확인했다. Fine-Tuning 만 수행한 모델은 전체 80 건의 평가 질문 중 48 건(60%)에 대해 의미적으로 적절한 답변을 보였고, DAPT+Fine-Tuning 을 수행한 모델에서는 57 건(71.25%)의 적절한 응답을 보였다.

<표 6. 테스트 증강 질문에 대한 유효 답변 비율>

Parameter	유효 답변 수(비율)
Fine Tuning	48 / 80 (60%)
DAPT + Fine Tuning	57 / 80 (71.25%)

IV 결론 및 시사점

본 연구에서는 LLM 모델을 통해 맞춤형 청소년 진학 상담에 활용할 수 있음을 확인하였다. 또한, 상담 프로세스에 맞게 청소년 개인에게 맞춤형 상담을 제공하기 위해서는 DAPT 와 같은 사전 학습 방법론을 적용하여 유의미한 성능 개선이 일어남을 확인하였다.

LLM 모델의 진학 상담 보조 도구로서의 잠재력을 확인할 수 있었고, 진학 상담과 같은 특정 전문 분야에 LLM 을 적용할 때 도메인 적응 사전학습이 필수적임을 시사한다. 이를 기반으로 맞춤형 청소년 진학 상담에 적합한 AI 상담 시스템 개발의 기술적 기반을 제시한다.

참 고 문 헌

- [1] 이세훈, 이용희, 김지웅 그리고 노연수, “대규모 언어 모델 기반 대학 입시상담 챗봇,” *한국컴퓨터정보학회*, 2023.
- [2] 이가영, 지현경, 김명선, 금선영, 최탁, 김제천 그리고 허선영, “인공지능 기반 진로/진학 서비스 프로토타입 개발 연구,” *Journal of Digital Contents Society*, 제 3, 번호: 25, pp. 707--717, 2024.
- [3] 경남교육청, “2024-16-4 호(고등)_AI 와진로교육,” 경남교육청, 2024.