Regular paper | Journal of the KIECS. pp. 1243-1248, vol. 19, no. 6, Dec. 31. 2024, t. 128, pISSN 1975-8170 | eISSN 2288-2189
http://dx.doi.org/10.13067/JKIECS.2024.19.6.1243

사용자의 문해력 향상을 위한 LLM기반 문제 생성 시스템

박지성* · 박승민**

LLM-based Question Generation Learning System for Improve Users' Literacy Skills

Ji-Sung Park* · Seung-Min Park**

요 약

최근 영상 매체의 발달 및 짧고 자극적인 영상의 유행으로 인하여 책, 신문 등과 같은 문자 매체를 접하는 빈도가 줄어들었다. 이로 인해 해당 소비층인 10대~20대의 문해력이 현저히 낮아지고 있으며 이에 따른 사회적 문제도 발생하고 있다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 LLM(: Large Language Model)을 기반으로 한 문제 생성 시스템을 개발하여 사용자의 문해력 향상을 도모하는 방법을 제시한다. 본 시스템은 사용자가 문제 유형(읽기, 말하기, 듣기)을 선택한 후, 원하는 텍스트(뉴스 기사, 문학·비문학 지문, 논문 등)의 일부를 입력하면, 이를 바탕으로 선택한 유형의 문제를 자동으로 생성한다. 또한 사용자가 문제에 답변을 입력하면 정답 여부와 함께 상세한 풀이를 생성한다. 해당 시스템의 높은 접근성과 사용자 맞춤형 문제 생성은 기존의 문해력 학습방법과는 확연한 차이점을 보이며, 문해력 학습의 새로운 방향성이 될 것으로 기대한다.

ABSTRACT

Due to the recent development of video media and the popularity of short and stimulating content, the frequency of exposure to text media such as books and newspapers has decreased. As a result, literacy skills among consumers in their teens and twenties have significantly declined, leading to various social problems. In this study, we propose a solution by developing a problem generation system based on a Large Language Model (LLM) aimed at improving users' literacy skills. The system allows users to select a question type (reading, speaking, listening) and input part of a desired text (e.g., news articles, literary/non-literary passages, research papers), based on which it automatically generates the selected type of question. Additionally, when the user inputs an answer, the system generates feedback on the correctness of the response along with a detailed explanation. The system's high accessibility and personalized problem generation make it distinctly different from existing literacy education methods and is expected to present a new direction for literacy learning.

Keyword

Literacy, LLM, Question Generation, Fine-Tuning, Prompt Engineering
문해력, 대규모 언어 모델, 문제 생성, 파인튜닝, 프롬프트 엔지니어링

* 동서대학교 연구원(sminpark@dongseo.ac.kr)
** 교신저자 : 동서대학교 소프트웨어학과
· 접 수 일 : 2024. 10. 06
· 수정완료일 : 2024. 11. 08
· 게재확정일 : 2024. 12. 12
· Received : Oct. 06, 2024, Revised : Nov. 08, 2024, Accepted : Dec. 12, 2024
· Corresponding Author : Seung-Min Park
Dept. Dongseo University
Email : sminpark@dongseo.ac.kr

Ⅰ. 서 론

문해력이란, 단순히 글을 보고 읽을 줄 아는 것뿐만 아니라 그 글에 담긴 의미를 파악하고 이해하는 능력이다. 과거에는 책이나 신문과 같은 문자 기반 매체를 통해 지식과 정보를 얻는 것이 당연했기에 글을 접하는 빈도가 높았고, 그로 인해 기본적인 문해력을 자연스럽게 갖출 수 있었다. 그러나 현재는 이러한 상황이 크게 변했다. 정보화 시대와 맞물린 스마트 기기와 영상매체의 발달로 사람들은 문자 기반 매체들보다 영상매체를 더 선호하게 되었으며, 영상 중에서도 영화나 드라마 같은 긴 영상에서 유튜브와 같은 짧은 영상, 더 나아가 쇼츠와 같은 극도로 짧고 자극적인 콘텐츠를 찾고 있다. 이처럼 짧고 자극적인 영상에 익숙해진 사람들은 글을 읽는 것에 집중하지 못하고 문해력이 저하되는 경향을 보이고 있다. 특히 짧고 자극적인 영상의 주 소비층인 10대 청소년들과 20대에서 30대 성인들의 문해력 수준이 다른 연령대에 비해 현저히 낮다. 낮은 문해력에 의해 문제 또한 여럿 발생하고 있다. 학교에서는 한 교실 학생의 3분의 1가량이 교과서를 읽어도 이해할 수 없을 뿐 아니라 자기주도 학습을 하려고 해도 할 수 없는 상황에 이르렀으며, 소통 중 단어의 뜻을 오인하여 서로 간의 마찰이 일어나고 논란이 생기는 등의 문제가 발생하고 있다.

본 논문에서는 해당 문제를 해결하기 위해 최근 각광받고 있는 LLM을 기반으로 한 문해력 학습 시스템을 제안한다. 사용자가 원하는 텍스트를 입력하면 텍스트의 내용을 기반으로 한 문제를 문제 생성 모듈을 통해 생성해 주고 생성된 문제에 대한 답을 사용자가 입력하면 답의 정답 여부와 자세한 풀이를 생성해 준다. 문제 생성 모듈은 GPT-4o-mini-2024-07-18 모델을 파인튜닝(Fine-Tuning) 및 프롬프트 엔지니어링(Prompt Engineering)을 통해 입력받은 텍스트의 내용 및 선택한 유형의 문제를 생성하도록 학습된 모듈이다. 모델을 파인튜닝하기 위해 사용한 데이터셋은 AIHub의 논문 자료 요약 데이터셋과 문서 요약 텍스트 데이터셋을 전처리하여 사용하였다. 프롬프트 엔지니어링에 사용한 프롬프트(Prompt)는 입력받은 텍스트 외의 내용을 포함하지 않으며, 중복되지 않는 문제와 보기를 생성하고 정확한 정답과 자세한 풀이를 생성할 수 있도록 개발하였다.

학습한 모델의 평가를 위해 참가자를 모아 설문 조사 및 인터뷰를 진행하였다. 하나의 텍스트를 각각 프롬프트 엔지니어링만 된 모델과 파인튜닝 및 프롬프트 엔지니어링이 된 모델에 넣어 문제를 생성하여 참가자들에게 제시한 뒤, 각 문제를 5가지 지표로 평가하게 하고 해당 지표를 분석하였다. 또한 참가자 인터뷰를 통해 참가자들의 세부적인 평가 및 각 모델의 차이점을 구체적으로 분석해 보았다.

최종적으로는 사용자의 접근성 및 편의성을 고려하여 해당 시스템을 활용한 안드로이드 애플리케이션을 개발하였다. 해당 시스템을 통한 사용자 맞춤형 문해력 학습 및 다양한 문제 생성을 통한 반복학습을 통해 사용자의 문해력 향상을 기대한다.

Ⅱ. 배경 이론

2.1 대규모 언어 모델(LLM)

대규모 언어 모델(LLM)은 자연어 처리(NLP) 분야에서 최근 몇 년간 급격한 발전을 이룬 기술로, 방대한 양의 데이터 세트로 학습된 딥러닝 모델이다[1][7][11]. 이러한 모델은 Transformer 아키텍처를 기반으로 하며, 주어진 입력에 대해 다음 단어를 예측하는 방식으로 훈련된다. LLM은 문맥을 이해하고 일관성 있는 응답을 생성하는 능력을 지니고 있어, 대화형 AI, 텍스트 요약, 번역 등 다양한 응용 분야에서 널리 활용되고 있다[2][3][4]. 특히, LLM의 주요 특징은 그 규모에 있으며, 수십억 개 이상의 파라미터를 가진 모델이 복잡한 패턴을 학습하고, 다양한 문맥에서 적절한 언어를 생성할 수 있는 능력을 발휘한다. 또한, 이러한 모델들은 특정 도메인에 맞춰 파인튜닝되어, 다양한 산업 분야에서 그 활용 가능성을 더욱 확대할 수 있다.

2.2 GPT-4o-mini

GPT-4o-mini 모델은 GPT-4의 아키텍처를 기반으로 한 경량화된 버전으로, 대규모 언어 모델(LLM)의 장점을 유지하면서도 더 작은 규모로 설계되어 특정 환경에서 효율성을 극대화한 모델이다. GPT-4는 수십억 개의 파라미터를 통해 복잡한 문맥을 이해하고 다양한 응용에서 뛰어난 성능을 발휘하는 대형 언어 모델이지만, 이러한 대규모 모델을 실행하는 데는 막

대한 연산 자원과 메모리가 필요하다. 이를 해결하기 위해 개발된 GPT-4o-mini는 이러한 자원 소모를 줄이면서도 우수한 성능을 제공하는 모델로, 다양한 산업과 연구 환경에서 주목받고 있다.

GPT-4o-mini는 Transformer 아키텍처의 핵심 요소인 멀티 헤드 어텐션과 피드포워드 네트워크 구조를 유지하면서도, 모델의 파라미터 수를 크게 줄여 경량화하였다. 이를 통해 GPU와 같은 고성능 하드웨어가 부족한 환경에서도 비교적 빠르게 실행이 가능하며, 메모리 사용량도 크게 절감된다. 이와 함께, 모델의 성능 저하를 최소화하기 위한 다양한 최적화 기법이 적용되어 있어, 대형 모델과 비교해도 일정 수준 이상의 언어 이해 및 생성 능력을 제공할 수 있다.

본 논문에서는 작성일 기준 파인튜닝이 가능한 가장 최신 버전인 GPT-4o-mini-2024-07-18모델을 사용하였다.

2.3 파인튜닝(Fine-Tuning), 프롬프트 엔지니어링(Prompt Engineering)

파인튜닝(Fine-Tuning)과 프롬프트 엔지니어링(Prompt Engineering)은 대규모 언어 모델(LLM : Large Language Model)의 성능을 특정 태스크에 맞게 최적화하는 데 중요한 기술이다[5].

파인튜닝은 사전 학습된 대규모 언어 모델을 특정 도메인이나 작업에 맞게 재훈련하는 과정이다. 기본적으로 대규모 모델은 다양한 범위의 일반적인 언어 데이터를 기반으로 학습되지만, 특정 도메인에서 더 정밀한 결과를 얻기 위해서는 해당 도메인에 특화된 데이터로 추가 학습이 필요하다. 파인튜닝은 모델의 파라미터를 미세 조정하여 특정 업무에 대한 성능을 극대화할 수 있으며, 소량의 태스크 전용 데이터셋으로도 큰 성능 향상을 이끌어낼 수 있다. 예를 들어, 법률 문서 분석이나 의료 기록 처리와 같은 전문적인 작업에서는 파인튜닝이 필수적이다[4-5].

프롬프트 엔지니어링은 사전 학습된 모델이 주어진 입력에 대해 원하는 출력 또는 최적의 응답을 생성할 수 있도록 프롬프트, 즉 입력 형식을 설계하는 기법이다[6]. 모델의 성능을 최적화하기 위해서는 적절한 프롬프트 구성이 중요하며, 입력의 형태나 질문 방식에 따라 모델의 응답이 달라질 수 있다. 특히, 정형화된 출력이 요구되는 태스크나, 대화형 시스템에서 일관된 응답을 생성하기 위해서는 프롬프트 엔지니어링이 핵심적인 역할을 한다[8-9].

파인튜닝과 프롬프트 엔지니어링은 서로 보완적인 기술로, 파인튜닝을 통해 특정 작업에 맞게 모델을 조정하고, 프롬프트 엔지니어링을 통해 최적의 입력 방식을 설계함으로써 모델의 응답 품질을 더욱 향상시킬 수 있다[10].

III. 연구 방법

3.1 데이터 전처리

GPT-4o-mini-2024-07-18모델을 파인튜닝하기 위한 데이터를 AIHub에 등록되어 있는 문서 요약 텍스트 데이터셋과 논문 자료 요약 데이터셋에서 추출 후 전처리하였다. 문서 요약 텍스트 데이터셋은 신문기사, 기고문, 잡지, 법률의 원문 데이터 40만 건과 요약 데이터 40만 건으로 이루어진 데이터셋이며, 논문 자료 요약 데이터셋은 학술논문 18만 건과 요약 데이터 18만 건으로 이루어진 데이터셋이다. 각각의 데이터셋에서 원문 데이터 500개 씩 총 1000개를 추출한 뒤 Openai 홈페이지에 기재되어 있는 파인튜닝을 위한 데이터셋 양식에 맞추어 전처리를 진행하였다. 전처리된 데이터셋의 형태는 (user)텍스트 입력-(assistant)문제 생성-(user)답 입력-(assistant)답 및 풀이 생성의 형태로 하였고 예시는 표 1과 같다.

3.2 파인튜닝

GPT-4o-mini-2024-07-18모델 파인튜닝은 OpenAI 홈페이지에서 진행하였다. 학습할 모델을 선택하고 학습 데이터와 검증 데이터를 업로드한 뒤 Batch size, Learning rate, epoch를 입력하거나 미 입력 시 자동으로 조정하여 파인튜닝 해준다. 전처리한 데이터 1000개 중 900개를 학습 데이터로, 100개를 검증 데이터로 업로드하였고, Batch size, Learning rate, epoch는 추가 조정 없이 자동으로 했다.

파인튜닝된 모델의 Training loss는 0.0271로 모델이 학습 데이터에 대해 잘 맞추어졌음을 알 수 있고, Validation loss는 0.1171로 학습 데이터 이외의 검증 데이터에 대해서도 양호한 성능을 보이며 일반화 성능 또한 양호함을 알 수 있다.

3.3 프롬프트 엔지니어링

모델의 최적화를 위해 파인튜닝에 이어 추가적인 프롬프트 엔지니어링 과정을 거쳤다. 우선적으로 문제 출력 포맷을 정해주기 위해 문제 유형별 문제 형태에 대한 예시를 넣어 이를 참조하여 문제를 생성하도록 하였다. 정답 및 풀이 생성도 문제 생성과 동일하게 문제 유형별 사용자 답변에 대한 풀이 예시를 넣어 포맷을 정해주었다. 또한 입력받은 텍스트 이외의 내용을 생성할 문제에 포함하지 않도록 하였으며 연속된 문제 생성 시 앞에서 생성된 문제와 다른 문제를 생성하도록 하였다.

표 1. 전처리된 데이터의 일부
Table 1. Subset of Preprocessed Data

Role	Content
"system"	"You are an AI that generates reading comprehension multiple-choice questions based on provided text, evaluates answers, and provides explanations."
"user"	"It is expected that technologies related to artificial intelligence will develop further in 2024. Many experts predict that artificial intelligence will play an important role in various fields such as medicine, education, and finance."
"assistant"	"Which of the following is not an area in which artificial intelligence is expected to develop? 1. Medical 2. Tourism 3. Finance 4. Education“
“user”	"3. Finance“
“assistant"	"Correct answer: 2. Tourism Explanation: In the content of the article, many experts mentioned medicine, education, and finance as areas where artificial intelligence is expected to develop. Therefore, the correct answer is “2.Tourism,” which is not in the text.“

Ⅳ. 결과 및 평가

4.1 시스템 구현

최종적으로 학습된 모델을 기반으로 한 문제 생성 시스템을 안드로이드 애플리케이션으로 구현하였다. 개발 툴은 Android Studio를 사용했으며, 언어는 Java를 사용했다.

메인화면에서는 문제 유형을 선택할 수 있다. 문제 유형은 읽기, 듣기, 말하기가 있다. 읽기는 사용자가 입력한 텍스트를 기반으로 한 객관식 문제를. 듣기는 TTS(Text-To-Speech)를 활용한 객관식 듣기 문제를, 말하기는 STT(Speech-To-Text)를 활용한 주관식 말하기 문제를 생성한다. TTS와 STT기능은 Android 내장 Api를 사용하였다. 각 유형별 문제 생성 화면은 그림 1과 같다.

그림 1. 유형별 문제 생성 화면
Fig. 1 Question generation screen by type

4.2 시스템 평가

해당 시스템의 평가를 위해 12명의 참가자를 모집하여 간단한 실험 후 설문 및 인터뷰를 진행하였다. 참가자는 중·고등학교 국어교사 6명, 고등학생 6명으로 구성되었다.

실험 방법은 파인튜닝 및 프롬프트 엔지니어링까지 완료된 모델과 프롬프트 엔지니어링만 된 모델에 동일한 글을 입력하여 문제를 생성한다. 두 모델로 각각 3가지 유형의 문제를 2개씩 생성하여 총 12개의 문제를 생성한 뒤 참가자들에게 풀게 한 다음 각각의 문제에 대한 간단한 설문과 인터뷰를 진행하였다.

각 문제별로 4가지의 평가 지표를 사용하여 설문을 하였다. 평가 지표는 각각 유창성(fluency), 지문 연관성(relevance), 명확성(clarity), 난이도(difficulty) 으로 하였다. 유창성은 국어 문법에 맞는 문제가 생성되었는지를, 지문 연관성은 문제가 지문과 연관된 내용으로 생성되었는지를, 명확성은 정답과 풀이가 명확한지를 평가하는 항목이다.

4.3. 평가 결과

설문 결과에 대하여 각 지표별로 Shapiro-Wilk 정규성 검정을 진행한 결과 정규성이 발견되지 않았다. 데이터가 정규 분포를 따르지 않고 두 집단 간의 차이를 분석해야 하므로 비모수 검정인 Mann-Whitney U test를 진행하였고, 결과는 표 2와 같다.

표 2. Mann-Whitney U test 결과
Table 2. Mann-Whitney U test results

	Normal Model	Fine-tuned Model	p-value
Fluency	3.83	4.33	0.1497
Relevance	3.58	4.42	0.0307
Clarity	2.67	3.75	0.0075
Difficulty	2.25	2.83	0.1622

유창성은 p-value가 0.05보다 높아 유의미한 차이를 보이지 않음을 알 수 있다. 반면, 지문 연관성 부분에서는 p-value가 0.05보다 낮아 파인튜닝된 모델이 일반 모델보다 유의미한 성능 차이를 보여줌을 알 수 있다. 또한 명확성 부분은 p-value가 0.0075로 굉장히 낮은 수치를 보이고 있는데, 이는 파인튜닝된 모델이 일반 모델보다 명확성 부분에서 확연한 차이를 보이고 있다는 것이다. 마지막으로 난이도 부분은 p-value가 0.05보다 높아 유의미한 차이를 보이고 있지 않음을 알 수 있다.

추가적으로 참가자들의 인터뷰 내용을 통해 두 모델의 차이를 상세하게 알 수 있었다. 고등학교 국어 교사인 참가자 A씨는 “기본 모델이 생성한 문제는 파인튜닝된 모델이 생성한 문제에 비해 문제의 보기가 문제의 내용과 거리가 먼 것들이 많이 생성되었다”라고 했다. 또한 중학교 국어 교사인 참가자 B씨는 “정답 및 풀이 생성 부분에서 특히 큰 차이를 보였는데, 파인튜닝된 모델이 생성한 정답은 대부분 정확한 정답이었고 풀이 또한 적절하게 생성되었지만, 일반 모델이 생성한 정답은 틀린 정답인 경우가 많았으며 풀이 또한 문제와는 다른 내용이 많았다.”라고 했다. 이 외에도 같은 글로 두 번째 문제 생성 시 보기의 순서만 바뀐 동일한 문제가 생성되거나 너무 난이도가 낮은 문제가 생성되는 등 공통된 문제점도 인터뷰를 통해 알 수 있었다.

Ⅴ. 결 론

본 연구를 통해 제안된 문해력 향상을 위한 문제 생성 시스템은 문해력 학습의 새로운 방향성을 제시하며 큰 성과를 거두었다. 특히 LLM을 파인튜닝 및 프롬프트 엔지니어링을 통해 최적화하여 높은 수준의 문제를 생성하는 것을 성공하였으며 하나의 글에서 여러 가지 문제를 연속해서 생성해 내는 것 또한 성공하였다. 하지만 문제 난이도 조절 부분이나 문제 연속 생성시의 오류 등 아직 보완해야할 부분도 많다.

본 연구는 문해력 학습뿐 만 아니라 다른 분야에서도 충분히 활용될 가치가 높다고 본다. 특히 참가자들에게 많이 제안받은 영어 학습 부분, 외국인을 타깃으로 한 한국어 학습 시스템 등 여러 분야에서 응용될 수 있을 것으로 기대한다.

향후 연구에서는 현 시스템에서 보완해야 할 부분을 보완하고 더욱 다양한 유형, 그리고 더욱 높은 품질의 문제를 생성할 수 있도록 하는 것을 목표로 하여 계속 연구를 진행할 예정이다.

감사의 글

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 지원을 받아 수행되었음 (2019-0-01817)

References

[1] J. Hong, E. Ryu, J. Baek, S. Kim, and J. Oh, “Infrastructure Proposal for the Safe Implementation of Private LLMs in SME: sLLM and Cloud Based Approach,” *Proceedings of the Korea Information Processing Society Conference*, 2024.05a, Seoul, Korea, May 2024, pp. 350-351. https://doi.org/10.3745/PKIPS.y2024m05a.350

[2] D. Lee, “A Study on the Evaluation of LLM’s Gameplay Capabilities in Interactive Text-Based Games,” *The Institute of Internet, Broadcasting*

and Communication, vol. 24, no. 3, Seoul, Korea, June 2024, pp. 87-94.
https://doi.org/10.7236/JIIBC.2024.24.3.87

[3] C. Jeong, "Generative AI service implementation using LLM application architecture: based on RAG model and LangChain framework," *Korea Intelligent Information System Society*, vol. 29, no. 4, Seoul, Korea, Dec. 2023, pp. 129-164.
https://doi.org/10.13088/jiis.2023.29.4.129

[4] C. Oh, C. Kim, and K. Park, "Building robust Korean speech recognition model by fine-tuning large pretrained model*," *Phonetics and Speech Sciences*, vol. 15, no. 3. The Korean Society of Speech Sciences, vol. 15, no. 3, Seoul, Korea, Sept 2023, pp. 75-82.
https://doi.org/10.13064/KSSS.2023.15.3.075

[5] B. Kim, J. Byun, and K. Cha, "Generating Sponsored Blog Texts through Fine-Tuning of Korean LLMs," *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, vol. 29, no. 3, Incheon, Korea, June 2024, pp. 1-12.
https://doi.org/10.9723/jksiis.2024.29.3.001

[6] S. Park and J. Kang, "Analysis of Prompt Engineering Methodologies and Research Status to Improve Inference Capability of ChatGPT and Other Large Language Models," *Korea Intelligent Information System Society*, vol. 29, no. 6, Seoul, Korea, Dec. 2023, pp. 287-308.
https://doi.org/10.13088/jiis.2023.29.4.287

[7] E. Lee, G. Bak, J. Lee, and Y. Bae, "Prediction of Budget Prices in Electronic Bidding using Deep Learning Model," *The Journal of the Korea institute of electronic communication sciences*, vol. 18, no. 6, Yeosu, Korea, Dec. 2023, pp. 1171 - 1176.
https://doi.org/10.13067/JKIECS.2023.18.6.1171

[8] S. Kim and H. Seo, "Application based on Generative AI and Prompt Engineering to Improve Children's Literacy," *Korean Institute of Smart Media*, vol. 13, no. 8, Gwangju, Korea, Aug. 2024, pp. 26-38.
https://doi.org/10.30693/SMJ.2024.13.8.26

[9] S. Lee and K. Song, "Prompt engineering to improve the performance of teaching and learning materials Recommendation of Generative Artificial Intelligence," *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, vol. 28, no. 8, Yongin, Korea, Aug. 2023, pp. 195-204.
https://doi.org/10.9708/jksci.2023.28.08.195

[10] B. Shin, J. Lee, and Y. Yoo, "Exploring automatic scoring of mathematical descriptive assessment using prompt engineering with the GPT-4 model: Focused on permutations and combinations," *The Mathematical Education*, vol. 63, no. 2, Seoul, Korea, May 2024, pp. 187-207.
https://doi.org/10.7468/mathedu.2024.63.2.187

[11] W. Ryu, "Comparison of Scala and R for Machine Learning in Spark," *The Journal of the Korea institute of electronic communication sciences*, vol. 18, no. 1, Yeosu, Korea, Feb. 2023, pp. 85 - 90.
https://doi.org/10.13067/JKIECS.2023.18.1.85

저자 소개

박지성(Ji-Sung Park)

2019년~현재 동서대학교 소프트웨어학과 학부생
※ 관심분야 : 기계학습, 딥러닝, 자연어 처리.

박승민(Seung-Min Park)

2010년 중앙대학교 전자전기공학부 졸업(공학사)
2019년 중앙대학교 대학원 전자전기공학과 석박사통합과정 졸업(공학박사)
2019년~현재 동서대학교 소프트웨어학과 조교수
2022년~현재 동서대학교 AI+X융합연구센터장
2021년~현재 산업인공지능 표준화포럼 운영위원
※ 관심분야 : 인공생명, 패턴인식, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 기계학습.