



러닝바이프롬프팅 : 생성형 AI 프롬프팅을 활용한 자기조절학습 전략 기반 프로그래밍 교육 모델*

Learning-by-Prompting: A Self-Regulated Learning- Based Programming Education Framework Utilizing Generative AI Prompting

이민정[†] · 김현철^{††}Minjeong Lee[†] · Hyeoncheol Kim^{††}

요약

본 연구는 생성형 AI(챗GPT)를 활용한 자기조절학습 기반 프로그래밍 교육 모델, 러닝바이프롬프팅 모델을 제안한다. 이 모델은 학습자가 교수자의 프로그래밍 수업 후 스스로 복습하는 단계로 구성되며, 복습 과정 중 챗GPT 프롬프팅을 통해 개념을 확인하고 실습 문제의 해결 방법을 설계하며 새로운 기능이나 해법을 시도하는 동안 자기조절학습 전략을 활용하도록 돕는다. 본 연구에서 비전공자를 대상으로 러닝바이프롬프팅을 적용한 기초 프로그래밍 교육을 시행한 결과, 학습자의 창의적 문제해결력에서 일부 긍정적 변화가 나타났으며 데이터 처리와 데이터 리터러시 효능감에는 유의미한 향상이 있었다. 학습자의 챗GPT에 대한 태도는 학습 전부터 긍정적이었고 학습 후에도 유지되었다. 러닝바이프롬프팅 모델은 향후 자기주도 학습이 필요한 다양한 과목으로 확장될 것으로 기대된다.

주제어 프로그래밍 교육, 생성형 AI 프롬프팅, 자기조절학습전략, 챗GPT, 창의적문제해결

ABSTRACT

This study proposes a programming education model based on self-regulated learning, called the Learning-by-Prompting model, which utilizes generative AI (ChatGPT). This model is structured so that learners can independently review after programming lessons with the instructor. During the review process, learners use ChatGPT prompting to verify concepts, design solutions to practice problems, and experiment with new functions or solutions, thus supporting the application of self-regulated learning strategies. In this study, we implemented an introductory programming course with the Learning-by-Prompting model for non-major students. The results showed some positive changes in learners' creative problem-solving abilities and significant improvements in data processing and data literacy efficacy. Learners' attitudes toward ChatGPT were already positive before the course and remained so afterward. It is expected that the Learning-by-Prompting model can be expanded to various subjects that require self-directed learning.

Keywords programming education, generative AI prompting, self-regulated learning, ChatGPT, creative problem solving

[†]중신회원 고려대학교 대학원 컴퓨터학과 박사과정,
중앙대학교 교양대학 부교수

^{††}중신회원 고려대학교 컴퓨터학과 교수(교신저자)

논문투고 2024년 10월 28일

심사완료 2024년 12월 09일

게재확정 2024년 12월 11일

발행일자 2024년 12월 26일

* 이 연구는 2024년 과학기술정보통신부 및 정보통신기
획평가원의 SW중심대학사업 지원을 받아 수행되었음
(2023-0-00044).

1. 서론

현대 사회는 소프트웨어(software, SW)와 인공지능(artificial intelligence, AI)을 통해 사회적 성장과 가치를 창출하는 SW중심사회로 발전하고 있으며, 이에 따라 모든 사회 분야에서 SW와 AI 기술을 이해하고 문제해결에 실질적으로 적용할 수 있는 능력이 필수 역량으로 강조되고 있다[1-3]. 이러한 사회적 요구를 반영하여, 국내에서는 2018년부터 초등, 중등, 고등 교육과정에서 디지털 리터러시(digital literacy)와 컴퓨팅 사고(computational thinking)를 중심으로 하는 정보교육을 도입하였으며[4], 2022 개정 교육과정에서는 정보교육 시간을 늘리고 AI, 빅데이터 등 첨단 기술 활용 능력과 코딩 역량을 포함한 디지털 기초 소양 교육을 더욱 강화하였다[5]. 대학에서도 SW중심사회를 선도할 인재를 양성하기 위해 SW 전공 교육을 강화할 뿐만 아니라 전교생의 컴퓨팅 사고력 함양을 위한 SW 기초교양 과정의 의무화를 확대하고 있다[6].

최근 SW 교양 교과목의 필요성과 의무화에 대한 비전공 대학생들의 인식변화를 다룬 연구에 의하면, 비전공 대학생들은 전공과 관계없이 SW 교육의 필수 운영이 적절하다고 인식하고 있으며 시간이 지남에 따라 SW 교육에 대한 거부감이 감소하고 긍정적 인식이 증가하는 것으로 나타났다[7]. 특히, SW 과목의 학습 난이도보다는 본인의 전공과 관련성이 높을 때 SW 교육이 도움이 된다는 인식에 영향을 받는 경향이 있다[8]. 이와 같은 인식변화에도 불구하고 비전공 대학생들은 SW 교육, 특히 코딩 실습을 해야 하는 프로그래밍 과목을 여전히 어렵게 느끼고 있다. 이와 관련하여, 정혜옥[9]은 SW 비전공 대학생들이 자기 전공 분야와 프로그래밍의 활용 방안을 이해할 수 있도록 충분한 설명과 예시를 제공하고 인문, 사회, 예체능 분야와 ICT 기술의 융합 사례를 기반으로 도메인 전문가로서 프로그래밍을 수용할 수 있는 학습지도 방향을 제시하였다.

한편, 김재경[10]에 따르면 컴퓨팅 사고력 교과목을 수강한 대학생들은 이전에 프로그래밍 경험이 있거나 프로그래밍을 학습한 시기가 가까울수록 더 높은 성적을 얻는 경향을 보인다. 이는 전공 특성 외에도 코딩 경험의 유무에 따라 대학생들의 정보처리 역량과 SW 효능감에 격차가 발생할 수 있음을 시사한다. 따라서 SW 비전공 대학생들을 위한 SW 교육은 각자의 전공과 SW 및 AI 기술을 연계하는 내용뿐만 아니라 학습자의 이전 학습 경험과 수준을 바탕으로 스스로 SW 학습을 주도할 수 있는 맞춤형 학습 환경을 제공하는 것이 중요하다. 이는 학습자의 자발적 동기 부여와 자기 주도적 학습 태도에 의해 학습 효과를 높이고 지속적인 학습력을 발전시키는 것으로 알려진 Zimmerman[11]의 자기조절학습(self-regulated learning, SRL) 전략과 유사한 접근이다. 만약, 학습자가 프로그래밍 교육을 받는 동안 개별적이고 적절한 피드백을 제공할 수 있는 맞춤형 튜터와의 상호작용이 있다면 자기조절학습 전략의 적용 효과를 향상할 수 있을 것이다. 그러나 교수자가 모든 학습자에게 개별 튜터링을 제공하기에는 시간과 공간의 한계가 있다.

최근 주목받고 있는 챗GPT, Dall-E와 같은 대화형 생성형 AI 서비스는 사람과 대화하는 것처럼 자연스럽게 질문에 대한 답변을 도출한다. 특히 코딩, 디버깅, 코드 분석 및 리팩토링 등에서 완성도 높은 결과물을 생성하는 것으로 알려져 있다[12]. 따라서 프로그래밍 교육에서 학생과의 초기 접점의 튜터로서 대화형 생성형 AI 서비스를 고려해 볼 수 있다.

이에 본 연구에서는 대화형 생성형 AI 서비스를 활용하여 프로그래밍 교육에 자기조절학습(SRL) 방식을 적용한 러닝바이프롬프팅(learning-by-prompting) 모델을 제안한다. 러닝바이프롬프팅 모델은 첫 번째 단계에서 교수자와 프로그래밍 개념을 학습하고 코딩 실습을 진행한 후, 두 번째 단계에서 챗GPT와의 프롬프팅을 통해 앞서 실습했던 문제를 복습해 본다. 학습자는 본 학습에서의 실습 결과와 챗GPT와 상호작용한 결과를 비교, 성찰, 확장함으로써 자신의 수준과 특성에 맞게 주도적인 학습을 유도하는 교수법이다. C 대학 인문학 계열의 학습자를 대상으로 한 기초 프로그래밍 특강에 러닝바이프롬프팅 모델을 적용하고 시행 전후로 프로그래밍 학습 효과의 변화를 확인하기 위해 학습자의 창의적 문제해결 및 데이터 처리에 대한 자기 효능감의 변화를 조사하였다. 그 결과, 프로그래밍 경험이 없는 학습자일수록 러닝바이프롬프팅 모델을 적용한 이후 창의적 문제해결 및 데이터 처리에 대한 자기 효능감이 상승한 것으로 나타났다.

본 연구는 대화형 생성형 AI 서비스를 활용하여 자기조절학습(SRL) 전략을 적용한 기초 프로그래밍 교육 모델을 제시한 것에 그 의의가 있다. 향후에는 본 연구에서 제안한 러닝바이프롬프팅 모델을 프로그래밍 교육 외에 다양한 교과목에 확대 적용하여 대화형 생성형 AI 기술을 활용한 자기조절학습 전략기반 교수법의 모델로 발전시켜 나갈 것이다.

2. 이론적 배경

2.1 자기조절학습(SRL) 전략과 프로그래밍 교육

자기조절학습(self-regulated learning, SRL)은 학습자가 스스로 학습 목표를 설정(forethought)하고 그 목표를 달성하기 위한 활동을 수행(performance)한 뒤, 이후의 성찰(reflection)을 통해 지속적인 학습을 촉진하는 과정이다[13]. 본격적으로 SW 교육이 보급된 이후로 자기조절학습 전략을 프로그래밍 교육에 연계하는 연구가 진행되었다. Bergin[14] 등은 대학생을 대상으로 자기조절학습(SRL) 전략이 기초 프로그래밍 성과에 미치는 영향을 조사했다. 연구 결과, 메타인지 및 자원 관리와 같은 학습 전략과 높은 내적 동기가 프로그래밍 성과 향상에 중요한 역할을 하는 것으로 나타났다. Alhazbi 등[15]은 학생들을 무작위로 두 그룹에 배정하고 실험군의 학습자에게 자기조절학습 전략을 미리 훈련하였다. 이후 대조군과 함께 동일한 프로그래밍 교육을 시행했을 때 자기조절학습 전략을 미리 학습한 실험군이 대조군에 비해 우수한 성과를 보였음을 확인하였다.

한편, 국내에서는 김갑수[16]에 의해 자기조절학습 전략을 적용한 컴퓨터 프로그램 교육 모델이 제안된 바가 있다. 이 연구에서 프로그래밍 교육의 문제 분석, 설계, 구현, 검증 과정이 자기조절학습 전략과 연계될 수 있음을 보였다. 박혜영[17] 등은 단과대학 별 맞춤형 교안으로 SW 교육을 진행했을 때 비전공 학생들의 자기조절학습 능력과 학업 성취도가 향상되었음을 확인했다.

따라서 프로그래밍에 입문하는 학습자들에게 자기조절학습 전략을 적용하도록 하면 프로그래밍 학습 성과를 증진할 수 있으며, 나아가 프로그래밍 교육을 받는 동안 자기조절학습 능력 자체가 향상될 수 있다는 것을 알 수 있다. 이를 바탕으로 본 연구에서는 프로그래밍 교육에 LLM을 적용할 때 학습자가 주도적으로 문제를 해결하는 SRL 전략에 따르는 학습 모형을 제안하고자 한다. 이는 기존 연구에서 LLM을 사용자가 자연어로 표현한 프롬프트로부터 코딩을 생성하거나 디버깅을 위한 피드백을 전달하는 방식으로 학습 효과를 확인하는 접근과는 차별화된 부분이라 할 수 있다.

2.2 프로그래밍 교육과 생성형 AI (챗GPT)

서론에서 언급한 바와 같이 프로그래밍 교육은 일반적으로 교사와 학생 모두에게 매우 어려운 것으로 간주된다. 많은 경우, 학생들은 집중적이고 장기적인 학습이 필요한 새로운 기술을 채택하는 것보다 지식을 암기하는 데 더 익숙하다. 또한 프로그래밍 개념은 매우 추상적이고 학생들이 인식하기 어려울 수 있다. 시간이 지나면서 많은 교수법과 지원 도구가 등장했으나, 프로그래밍 교육은 여전히 중요한 연구 주제 중 하나로 남아 있다.

최근 주목받고 있는 초거대 언어 모델(Large Language Model, LLM)은 방대한 양의 텍스트 데이터를 학습한 후 인간 피드백 기반 강화학습(RLHF) 알고리즘을 사용하여 출력을 미세 조정함으로써 인간과 유사하게 언어를 생성하고 다양한 언어 처리 작업을 수행할 수 있는 자연어 처리(NLP) 기술이다. LLM은 컴퓨터와 인간의 언어적 상호작용을 크게 향상하였는데 대표적인 사례로 OpenAI의 GPT, Google의 Bard 등이 있다[18]. 특히 LLM 모델은 자연어 설명으로부터 여러 프로그래밍 언어로 코드를 생성하거나 코드를 분석하여 설명하는 기능을 제공한다[19]. 따라서 초거대언어모델(LLM) 기반의 대화형 생성형 AI 서비스는 프로그래밍 교육 환경에 활용될 수 있는 챗봇으로 적절하다. Banic 등[20]은 고등학생의 프로그래밍 교육에 동료 학습(pair programming)과 챗GPT를 적용했을 때 프로그래밍과 챗GPT에 대한 긍정적인 인식 변화가 있음을 밝혔다. Yilmaz 등[21]은 생성형 AI 도구를 활용한 프로그래밍 학습법에 대해 대학생들의 견해를 조사했는데, 생성형 AI가 빠른 응답, 디버깅 지원, 컴퓨팅 기술 개발에 도움이 되지만, 잘못된 답변이나 프로그래밍 환경 부족과 같은 한계가 있다는 결과를 얻었다. 한편 Yilmaz 등[22]의 다른 연구에서는 컴퓨팅 사고, 프로그래밍 자신감, 학습 동

기 측면에서는 생성형 AI 도구가 긍정적인 영향을 미쳤음을 보였다.

Deriba 등[23]은 챗GPT를 활용한 프로그래밍 교육에 관한 다수의 연구를 분석하였다. 조사한 연구의 21%가 챗GPT가 코드 설명 및 복잡한 주제 처리를 위한 도구 역할을 했다는 것을 보여주었으나, 36%는 챗GPT가 텍스트 기반이 아닌 코드 관련 질문에 답변하는 데 어려움을 겪었으며 생성형 AI 도구의 신뢰성 및 정확성 문제를 드러냈다. 또 다른 36%의 연구에서는 챗GPT에 대한 맹목적이고 과도한 의존이 프로그래밍 교육의 비판적 사고, 학생 창의성 및 문제해결 기술에 부정적인 영향을 미치는 결과를 도출하였음을 밝혔다. 이는 프로그래밍 교육뿐만 아니라 챗GPT를 교육에 활용한 사례들을 분석한 연구 결과에서도 유사하게 발견되는 패턴이다[24]. 따라서 대화형 생성형 AI 도구를 프로그래밍 교육 도구로 통합하기 위해서는 생성형 AI 모델의 한계와 윤리적 고려 사항을 반영하여 활용 범위를 신중하게 설계할 필요가 있다.

앞서 자기조절학습(SRL) 전략과 프로그래밍 교육이 상호 긍정적인 영향을 미친다는 연구를 언급한 바 있다. 그런데, 생성형 AI의 등장으로 문제의 지시문만 제공해도 상당히 정확한 코드를 생성할 수 있게 되었고 이는 문제해결 과정에서 해법의 실행계획과 반성과 같은 자기조절학습 전략이 저해될 가능성이 있다는 것을 의미한다. 따라서 학습자에게 프로그래밍 교육을 받는 동안 생성형 AI에 의존하는 것이 아니라, 생성형 AI를 활용해 자기조절학습 전략을 촉진하는 방식으로 진행할 체계적인 교육 모델이 필요하다.

3. 생성형 AI를 활용한 프로그래밍 교육모델

3.1. 러닝바이프롬프팅 (Learning-by-Prompting)

본 연구에서는 프로그래밍 초보자가 프로그래밍 학습에서 겪는 어려움을 본인의 학습 패턴과 학습 상태에 맞추어 주도적으로 해결할 수 있도록 자기조절학습(SRL) 전략에 기반한 프로그래밍 교육 모델인 러닝바이프롬프팅을 제안한다.

러닝바이프롬프팅모델은 Fig. 1에 나타난 바와 같이 교수자로부터 프로그래밍 개념을 습득(studying)하는 단계와 챗GPT를 활용하여 학습한 내용을 스스로 복습(self-review)하는 단계로 구성된다. 프로그래밍 개념 습득 단계에서 학습자는 교수자로부터 프로그래밍 개념을 학습하고 이를 구현해 보는 코딩 실습을 진행한다. 이는 통상적인 학습의 과정으로 교수자와의 상호작용을 통한 새로운 개념의 이해(understanding)와 적용(applying)의 단계에 해당한다. 다음으로 복습 단계에서 학습자는 앞서 습득 단계에서 실습한 내용을 복기하고 문제를 확장하여 해결한다. 이때 학습자가 기존 문제의 해석, 코딩 방법 등을 주도적으로 진행하게 하고 나아가 스스로 문제의 조건이나 범위를 변경하거나 코딩 기법을 다양하게 적용하는 등의 도전을 시도하도록 유도한다.

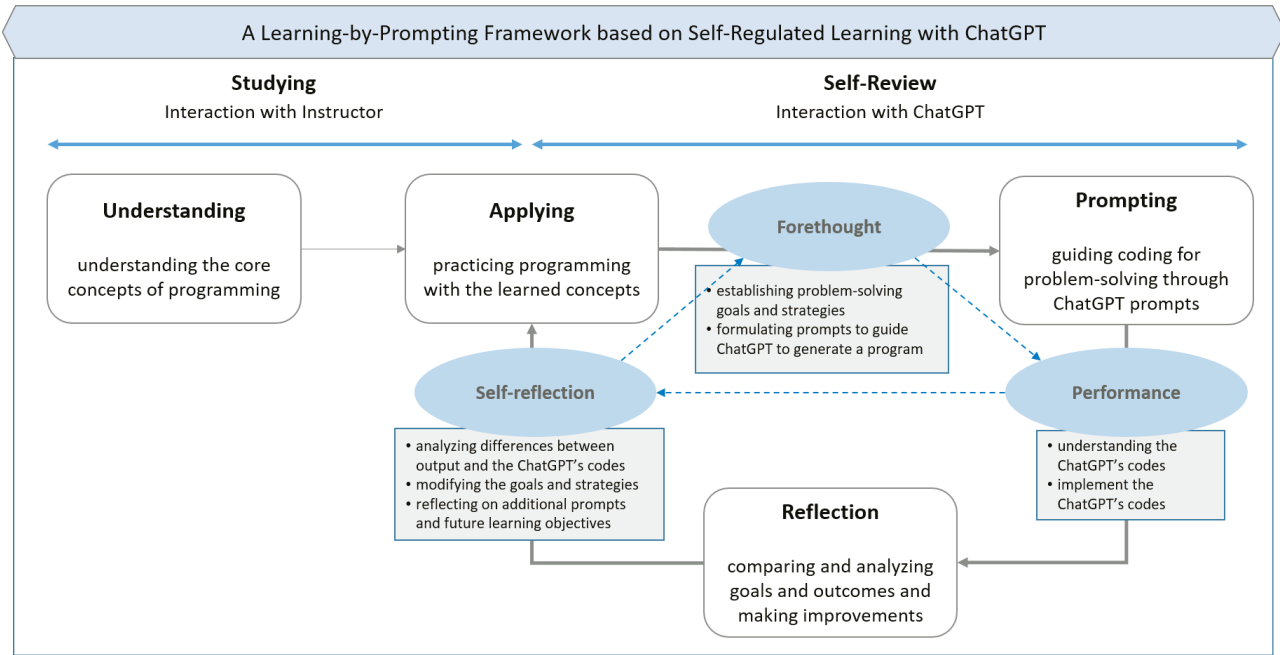


Figure 1. Structure of the Learning-by-Prompting Framework

그런데 학습자의 이해 수준과 숙련도에 따라 이러한 자율적인 복습 과정을 독립적으로 진행하기에 어려움을 느낄 수 있다. 이를 극복하기 위해 동료 프로그래밍(peer programming)과 같은 학습자 간 협업을 시도할 수 있다 [25]. 그러나 비슷한 입문 수준의 학습자 사이에는 협업을 통한 분석과 교정의 과정이 원활하지 않거나 잘못된 방향으로 진행될 수 있고, 상대방과 서로 다른 학습 성향으로 학습자 사이의 소통에 어려움이 있을 수도 있다 [26]. 따라서 입문 수준의 학습에서는 숙달된 학습 조교가 동료 학습에 참여하는 것이 바람직하다. 그러나 현실적으로 한두 명의 교수자 혹은 조교가 다수의 학습자에게 개별적으로 대응하기는 현실적으로 어렵다.

이를 극복하기 위해 본 연구에서는 복습 단계에 대화형 생성형 AI를 활용한다. 대화형 생성형 AI는 반복적인 요청에 대해서도 일관된 태도로 대응하고 완성도 높은 코딩 결과물을 산출할 수 있으며 학습자의 요청에 기반하여 작업하므로 학습자가 진행 과정을 주도할 수 있다는 장점이 있다. 학습자는 생성형 AI 프롬프팅을 활용하여 습득 단계에서 잘 이해하지 못했던 프로그래밍 개념을 질문하거나 본인이 이해한 바를 확인하는 방식으로 이론적인 부분을 복습한다. 또한 생성형 AI 프롬프팅으로 실습 문제를 설명하고 코딩하도록 요청한 후 그 산출물과 본인의 실습 결과물을 비교하여 차이점을 분석해 본다. 이후 학습자가 원하는 코드를 산출하도록 프롬프팅을 반복적으로 교정하는 동안 프로그래밍에 대한 이해도를 강화할 수 있다.

학습자가 질문 기반 복습 활동을 수행하려면 자신이 이해한 프로그래밍 개념을 설명할 수 있어야 하고 이를 바탕으로 문제에 대한 해결 요건을 명확하게 프롬프팅으로 지시

해야 한다. 이 과정에서 학습자는 주어진 문제를 자신의 관점에서 해석하고 최종 목표와 해결 방법을 계획하는 자기조절학습 전략의 전사고(forethought) 단계의 전략을 적용하게 된다. 또한 학습자는 프롬프팅으로 얻은 코딩 산출물을 실제 적용해 보고 그 결과를 분석하게 되는데, 이는 자기조절학습 전략의 수행(performance)에 해당한다. 이제 학습자가 코딩 산출물을 구현한 결과가 목표에 부합하는지를 판단해 보고, 만약 오류가 있다면 그 원인을 분석하여 목표를 재설정하거나 문제해결 전략을 수정한다. 이 과정에도 학습자가 스스로 질문을 형성하고 생성형 AI 프롬프팅을 활용하여 원인 분석과 수정안을 도출할 수 있다. 이는 자기조절학습 전략의 성찰(Self-reflection)의 단계라 할 수 있다. 따라서, 러닝바이프롬프팅 모델은 특히 복습 단계에서 생성형 AI 프롬프팅을 활용해 문제해결 전략을 구체화하고 도출된 결과를 성찰하여 교정하는 동안 학습자는 자연스럽게 자기조절학습 역량을 발휘하고 더욱 강화할 수 있다.

3.2 러닝바이프롬프팅 모델의 적용

본 연구에서는 러닝바이프롬프팅 모델을 적용하여 비전공자를 위한 파이썬 기초 프로그래밍 교육과정을 Table 1과 같이 설계하였다. 생성형 AI 프롬프팅은 챗GPT 서비스를 활용한다. 1주차에는 대화형 생성형 AI와 프롬프팅에 대해 소개하고, 향후 프로그래밍 개념 학습과 실습을 진행한 후 개별적으로 생성형 AI 프롬프팅을 활용해 복습 활동을 수행할 것이라는 오리엔테이션을 진행한다. 2주차에서 5주차까지는 교수자와 변수, 조건에 의한 선택구조와 반복구조, 함수, 다차원 배열 등 파이썬 프로그래밍의 기본 개념을 학습하고, 학습자 스스로 챗GPT 프롬프팅으로 학습

과정을 재현하거나 실습 문제를 확장하고 해결하는 복습 활동을 수행한다. 6주차 이후에는 데이터 분석과 시각화에 관한 사례를 학습한다. 교수자와의 강의 단계에는 데이터 분석 이론과 이를 파이썬 프로그래밍으로 구현할 전략

을 설계하고, 학습자 자율 복습 단계에서 챗GPT 프롬프팅을 통해 실습을 수행하고 그 결과가 설계한 의도에 맞게 도출되었는지 스스로 평가한다.

Table 1. Introductory Programming Curriculum using the Learning-by-Prompting Framework

Day	Topic		Contents	ChatGPT Prompting
1	Understanding Generative AI and Prompting		Introduction to the latest generative AI technologies Experience various applications using prompting	Pre-test (creative problem solving, data literacy, programming efficacy)
2	Python Programming Basics	Starting Python Programming	Input/output and variables Basic arithmetic operations on data Practice: Calculator	Let ChatGPT perform the in-class practice Expand the practice problems and solve them using ChatGPT Compare results between my work and ChatGPT's output
3		Generating Procedures	Flow structures (sequential, selection, repetition) Configuring conditions for procedural structure Practice: Quiz App (using loops)	
4		Structuring Complex Problems	Importing external modules Defining tasks as functions Practice: Quiz App (using functions)	
5		Handling Complex Data	Representing complex data (lists, dictionaries) Data storage (file input/output) Practice: Searching phone numbers in a list	
6	Exploratory Data Analysis	Data pre-processing	Utilizing public data Data preprocessing	Use ChatGPT prompts to perform exercises Evaluate if the results align with the intended goals
7		Statistical Analysis and Visualization of Data	Analyzing Titanic passenger data (Exploratory Data Analysis) Visualizing statistical results	
8	Text Mining and Visualization		Text mining theory and applications Highlight keywords in English movie reviews and Korean shopping mall reviews using word cloud Analyze and visualize key terms using natural language processing	

4. 연구 방법

4.1. 연구 대상

러닝바이프롬프팅 모델의 적용 가능성을 조사하기 위해 C 대학의 인문사회 계열 대학생을 대상으로 Table 1에 설계한 특강을 진행하였다.

본 연구의 조사 대상은, Table 2에 나타난 바와 같이, 어문학 계열의 인문대학 8명, 사회복지학과, 심리학과 등 사회과학대학 4명, 경영대학 2명, 기타 1명으로 구성되어 있으며 학부생부터 대학원생까지 고루 분포하고 있다. 이 중 67%의 학생은 파이썬 프로그래밍을 배운 경험이 없다.

Table 2. The Number of Students for Study

College	Year			Programming Experience	
	Number	Year	Number	Yes	No
College of Humanities	8	2nd Year	3	Yes	4
College of Social Science	4	3rd Year	3		
College of Business	2	4th Year	5	No	11
Others	1	Graduate School	4		

4.2. 연구 방법

본 연구에서는 러닝바이프롬프팅 모델을 적용한 기초 프로그래밍 교육의 학습 효과를 확인하기 위해, 특강을 이수한 수강생 15명을 대상으로 사전-사후 설문조사를 통해 창의적 문제해결력, 디지털 데이터 리터러시와 데이터 처리에 대한 효능감, 대화형 생성형 AI에 대한 태도의 변화를 조사하였다.

설문 문항은 창의적 문제해결(CPS), 데이터 리터러시(DL), 데이터 처리(DP)에 대한 효능감과 챗GPT에 대한 태도(CI)로 분류하여 구성하였다. 창의적 문제해결(CPS) 역량을 확인하기 위해 이화선[27] 등이 개발한 창의적 문제해결 프로파일 검사 (CPSPI: Creative Problem Solving Profile Inventory)에서 요인별로 대표 문항을 선정하여 활용하였다. 학습자의 데이터 리터러시(DL)와 데이터 처리(DP)에 대한 효능감을 파악하기 위해, 백수진[28] 등이 비전공자의 데이터 분석 및 활용 역량을 조사한 문항을 활용하였다. 해당 연구에서 비전공자 대상의 AI 교육 프로그램을 통해 데이터 리터러시와 데이터 처리에 대한 활용 능력과 AI 리터러시 역량에 대한 효능감의 변화 양상을 조사하였는데, AI 리터러시 능력 역량이 데이터 분석 결과의 해석과 이해 영역에서 유의미한 변화가 있음을 밝혔다

[28]. 또한 챗GPT에 대한 태도의 변화(CI)를 조사하기 위해 Banic[20] 등이 챗GPT를 활용한 짝 프로그래밍의 효과를 측정하기 위해 제시한 설문 문항을 활용하였다.

Table 3은 본 연구에서 시행한 사전-사후 설문문의 전체 문항을 나타낸 것이다.

Table 3. Survey for Pre-test and Post-test

Variables		Survey Questions
Category	ID	
Creative Solving Problem [27]	CPS1	I enjoy finding problems and new ideas through everyday experiences.
	CPS2	When doing a task, I consider it from various perspectives to find the cause.
	CPS3	I combine different ideas when solving a problem.
	CPS4	I often find solutions even when others say there is no way.
Data Literacy [28]	DL1	I can define what data is.
	DL2	I can investigate and collect data necessary for problem-solving.
	DL3	I can explain different types of data and their characteristics.
Data Processing [28]	DP1	I can explore patterns and trends in collected data.
	DP2	I can represent data in various ways, such as charts, tables, and graphics.
	DP3	I can categorize data by considering its attributes to make it easier to use.
Attitude toward ChatGPT [20]	CI1	I want to continue using ChatGPT.
	CI2	I plan to keep using ChatGPT.
	CI3	Since I can code with ChatGPT, I don't necessarily need to know coding methods.

5. 연구 결과

본 연구에서 시행한 러닝바이프롬프팅 모델을 적용한 교육의 학습 효과를 탐색기 위해, 설문조사의 문항을 창의적 문제해결력, 데이터 인식과 데이터 처리 역량, 챗GPT에 대한 태도로 분류하여 사전-사후 검사에서 유의미한 변화가 있었는지 살펴보았다.

Table 4는 사전-사후 검사의 카테고리별 t-검정 결과를 나타낸 것이다. 특강 시행 후 학습자들의 창의적 문제해결력은 사전검사(M=3.01, SD=1.75)보다 사후검사(M=3.63, SD=0.69)에서 통계적으로 유의미하게 향상되었다($t=-2.31, p=0.02$). 데이터 리터러시 역시 사전검사(M=2.42, SD=1.50)에 비해 사후검사(M=3.73, SD=0.69)에서 증가했으며 통계적으로 매우 유의미한 결과를 보였다($t=-5.19, p<0.001$). 이러한 결과는 데이터 활용 및 이해 능력이 크게 향상되었음을 시사한다. 데이터 처리 역량 또한 사전검사(M=2.20, SD=1.56)보다 사후검사(M=3.71, SD=0.60)에서 유의미한 향상을 나타냈다($t=-7.27, p<0.001$). 이는 특강을 통해 데이터 분석 및 처리 능력에 대한 학습자의 효능감이 강화되었음을 의미한다. 반면, 챗GPT에 대한 태도는 사전

검사(M=3.49, SD=0.99)와 사후검사(M=3.76, SD=0.83) 간의 차이가 통계적으로 유의미하지 않았다($t=-1.18, p=0.13$).

Table 4. Comparison of Pre-Test and Post-Test Results

Category	Pre-test		Post-test		t	p
	M	SD	M	SD		
Creative Solving Problem	3.01	1.75	3.63	0.69	-2.31	.02
Data Literacy	2.42	1.50	3.73	0.69	-5.19	<.001
Data Processing	2.2	1.25	3.71	0.60	-7.27	<.001
Attitude toward ChatGPT	3.49	0.99	3.78	0.36	-1.18	.13

5.1. 창의적 문제해결력의 변화

CPS1 문항은 응답자의 문제발견과 아이디어 생성에 대한 태도를 확인하기 위한 항목이다. Table 5에 제시된 바와 같이 사후검사 결과(M=3.73, SD=1.42)는 사전검사 결과(M=2.64, SD=1.42)와 비교하여 통계적으로 유의미한 차이($p=.038$)를 나타냈다. 마찬가지로, 응답자의 문제해결을 위한 아이디어의 실행 계획을 수립하는 역량을 평가하는 CPS3 문항 역시 사후검사 결과(M=3.73, SD=.82)와 사전 검사 결과(M=3.07, SD=1.67) 간에 유의미한 차이($p=.041$)를 보였다. 이는 학습자가 기초 프로그래밍과 데이터 분석 사례를 실습하며, 일상적 현상으로부터 문제를 정의하고 챗GPT와의 주도적 프롬프팅을 통해 해결 아이디어를 코드로 생성하고 구현하는 과정을 경험하면서 문제발견과 실행계획 수립 단계에 대한 효능감이 향상된 것으로 해석할 수 있다.

반면, 아이디어 생성 역량을 평가하는 CPS2 문항과 실행 역량을 점검하는 CPS4 문항의 경우, 사후 검사에서 평균값이 증가하였으나 t-검정 결과 통계적으로 유의미한 차이를 보이지 않았다. 이는 수강생들이 프로그래밍을 통한 문제해결에서 구체적 해법을 스스로 설계하거나 독립적으로 실행하는 것에 대한 효능감을 충분히 얻지 못했음을 시사한다.

한편, 프로그래밍 경험이 없는 수강생들의 창의적 문제해결력에는 다른 양상을 보이는지 확인하기 위해 별도로 문항별 t-검정을 진행하였다. 그 결과, CSP1 ($p = .009 < 0.1$), CSP2 ($p = .042 < 0.5$), CSP4 ($p = 0.037 < 0.5$) 문항에서 모두 통계적으로 유의미한 긍정적인 변화가 있었다. 이는 전체 수강생 대상의 검사에서 CSP2와 CSP4 문항, 즉 문제해결을 위한 아이디어의 생성과 실행에 있어 유의미한 변화가 없었던 것과는 차이가 있다. 이는 프로그래밍에 입문하는 교육과정에서 생성형 AI 프롬프팅을 활용한 자율적 학습 방법이 더욱 효과가 있을 것이라는 점을 시사한다. 반면, CSP3($p = 0.076$)는 사후검사에서 사전검사보다 평균은 개선되었으나 통계적으로 유의미한 차이는 없는 것

로 판정되었는데 이는 전체 수강생 대상의 검사와는 다른 양상이다. 프로그래밍 입문자로서 데이터의 처리와 분석을 위한 기본 프로그래밍에 대한 효능감은 상승하였으나 스스로 충분히 다양한 기법을 활용할 수 있다고 확신하지 못하는 것으로 해석할 수 있다.

Table 5. Pre-Test and Post-Test Results on Creative Problem Solving Skills

Variables	Pre-test		Post-test		t	p
	M	SD	M	SD		
CPS1	3.07	1.67	3.73	1.03	-1.92	.038*
CPS2	3.07	1.67	3.73	.80	-1.50	.078
CPS3	3.07	1.67	3.73	.82	-1.87	.041*
CPS4	2.87	1.72	3.4	.99	-1.42	.089

* $p < 0.05$

(n=15)

5.2. 데이터 효능감의 변화

본 특강의 내용은 기초 프로그래밍과 함께 컴퓨터에서 데이터를 표현하는 방식과 데이터 분석을 위해 처리하는 과정으로 구성되어 있다. 모든 과정에는 생성형 AI 프롬프팅을 활용하는 복습 단계가 포함되어 있다. 설문 문항 DL1, DL2, DL3는 데이터에 대한 개념과 인식을 관찰하기 위한 항목이고, 설문 문항 DP1, DP2, DP3는 데이터 처리에 대한 자기 효능감을 파악하기 위한 항목이다. 문항 별로 사전-사후 검사를 비교한 결과, Table 6에 나타난 바와 같이 모든 문항에서 사전검사에 비해 사후검사에서 평균값이 증가하였으며 t-검정 결과 p-값이 모두 0.01 이하로 매우 강한 통계적 유의성을 보였다. 특히 DL3, DP1, DP3 문항에서 t 값이 -4 이하로 데이터의 유형과 표현에 관한 효능감의 변화가 두드러졌음을 알 수 있다. 프로그래밍 학습 이후 보이는 창의적 문제해결에 대한 효능감의 향상 정도와 비교해도 훨씬 더 개선된 결과이다.

이는 프로그래밍 초보 단계에서도 자율 복습 과정을 통해 생성형 AI 프롬프팅 등 적절한 맞춤형 학습 환경을 학습자가 주도적으로 활용할 수 있도록 하면, 데이터 분석과 시각화와 같은 상위 수준의 개념과 기술을 적극적으로 수용할 수 있다는 것을 시사한다.

Table 6. Pre-Test and Post-Test Results on Data Literacy and Data Processing Skills

Variables	Pre-test		Post-test		t	p
	M	SD	M	SD		
DL1	2.80	1.65	3.87	.92	-2.62	.01*
DL2	2.33	2.10	3.67	.81	-3.84	.0009***
DL3	2.13	2.41	3.8	.89	-4.31	.00036***
DP1	2.13	2.41	3.80	.46	-4.06	.00058***
DP2	2.4	2.83	3.67	1.38	-3.82	.0009***
DP3	2.07	2.50	3.67	.52	-5.24	.00006***

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

(n=15)

5.3. 생성형 AI에 대한 태도의 변

러닝바이프롬프팅 모델은 학습자 주도의 복습 단계에서 챗GPT와 같은 생성형 AI 서비스와의 프롬프팅을 활용한다. 생성형 AI를 대하는 사용자의 인식에 관한 설문 문항 CI1, CI2, CI3의 사전-사후검사를 분석한 결과를 Table 7에 나타내었다. 사전검사 결과에 의하면 수강생들은 이미 생성형 AI에 대해 긍정적으로 인지하고 있었으며, 특강 이후 사후검사에서 이 태도가 유지된 것으로 볼 수 있다. 다만, CI3 문항 '챗GPT가 프로그래밍을 할 수 있으므로 내가 코딩 방법을 꼭 알아야 할 필요는 없다.'의 경우 통계적 유의미한 차이를 보이지는 않았으나 사전-사후 검사의 평균을 비교해 보았을 때 다른 문항에 비해 상대적으로 많이 증가한 것을 볼 수 있다. 이는 애초에 학습자가 모든 프로그래밍을 직접 해야 한다는 관점으로부터 생성형 AI 프롬프팅을 활용해 프로그래밍에 대한 진입장벽을 낮추고 문제에 집중할 수 있다고 인식한 것으로 이해할 수 있다.

Table 7. Pre-Test and Post-Test Results on Attitudes toward Generative AI

Variables	Pre-test		Post-test		t	p
	M	SD	M	SD		
CI1	4.13	1.84	4.66	.52	-1.29	.108
CI2	4.33	1.10	4.60	.40	-.84	.206
CI3	2.07	2.50	3.67	.52	-.27	.396

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

(n=15)

6. 결론

모든 산업과 사회 분야에서 디지털 전환이 이루어짐에 따라, 모든 사회 구성원의 기초 소양으로 SW·AI 융합 역량이 필수적으로 요구되고 있으며, 이에 많은 대학에서 전교생에게 SW 교육을 진행하고 있다. 그러나 비전공자를 대상으로 한 프로그래밍 교육에서는 전공의 차이로 인해 학습자가 컴퓨터 과목을 생소하게 받아들이며 코딩을 시작하는 것에 어려움을 겪기도 한다. 또한 입학 전 선행 경험에 따른 습득률의 차이를 고려하기 어려워 학습 난이도를 조절에 한계가 존재한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 학습자가 교수자와 함께 프로그래밍 개념을 학습하고 실습한 이후, 생성형 AI를 활용하여 학습 내용을 복기하고 확장할 수 있는 러닝바이프롬프팅 모델을 제안하였다. 러닝바이프롬프팅 모델의 복습 단계에서 학습자는 생성형 AI를 활용하여 이해한 프로그래밍 개념을 점검하고, 코딩 지시를 위한 문제 정의 및 해결 방법을 설계하는 프롬프팅 과정을 수행한다. 이 과정에서 학습자는 생성형 AI의 응답을 이해하고, 자신의 의도에 부합하는지와 오류 여부를 비판적으로 평가하며, 필요시 창의적 아이디어를 추가하거나 기존 아이디어를 보완할 수 있다. 즉, 생성형 AI 프롬프팅에 자연스럽게 자기조절학습 전략을 적용하여 맞춤형 학습 효과를 도출할 수 있다. 이러한 과정을 통해 학

습자는 습득한 프로그래밍 지식을 스스로 적용하고 확장함으로써 해당 지식을 체득하고 프로그래밍에 대한 자기 효능감을 제고할 수 있다.

본 연구에서는 C 대학 어문학 계열 학습자를 대상으로 한 데이터 처리를 위한 파이썬 프로그래밍 특강에 러닝바이프롬프팅 모델을 적용하여 학습 효과를 분석하였다. 사전-사후 검사 결과를 통해 창의적 문제해결력, 데이터 처리에 대한 자기 효능감, 그리고 챗GPT와 같은 생성형 AI에 대한 태도 변화를 조사하였다. 그 결과, 문제를 발견하고 정의하며 이를 해결할 아이디어 실행 계획을 수립하는 효능감에는 유의미한 차이가 있었으나, 문제해결 아이디어 생성 및 실행 작업에서는 충분한 효능감이 향상되지 않았음을 확인하였다. 데이터 리터러시와 데이터 처리 역량의 경우 모든 항목에서 통계적으로 유의미한 긍정적 변화가 나타났다. 또한, 수강생들의 챗GPT에 대한 인식은 특강 전부터 긍정적이었으며, 특강 후에도 유사한 수준을 유지하는 것으로 나타났다.

흥미로운 점은 프로그래밍을 처음 접하는 수강생들을 별도로 탐색한 결과 창의적 문제해결력 중 문제발견, 아이디어 생성, 실행 단계에서 통계적으로 유의미한 긍정적 변화를 보였는데, 이는 창의적 문제해결에 대한 자기 효능감이 프로그래밍 경험이 있는 수강생들에 비해 더 향상되었음을 의미한다. 전반적으로 러닝바이프롬프팅 모델은 프로그래밍 초보 학습자에게 긍정적 학습 효과를 제공한 것으로 볼 수 있다.

이와 같이 러닝바이프롬프팅 모델은 기존 교육 과정에 학습자의 자율적 복습 단계를 추가하고, 복습 과정에서 생성형 AI 프롬프팅을 활용하여 학습자가 주도성을 발휘하여 학습 효과를 제고할 수 있는 맞춤형 교수 모형이라 할 수 있다. 러닝바이프롬프팅 모델은 프로그래밍 교육에 국한되지 않으므로, 인문·사회 계열을 포함한 다양한 학문 분야의 과목으로 확장하여 적용할 수 있을 것이다.

본 연구는 15명의 실험 참여자를 대상으로 사전-사후 검사를 통해 데이터를 분석하였으나, 이러한 표본 수는 연구 결과의 신뢰도 보장에 한계가 있다. 또한 러닝바이프롬프팅 모델의 적용 효과를 평가하기 위해 창의적 문제해결력, 데이터 리터러시 및 효능감, 그리고 생성형 AI에 대한 태도와 같은 특강 주제 관련 효능감을 측정하였으나, 러닝바이프롬프팅 모델에 내재된 자기조절학습 전략이 학습자의 자기주도성 및 자기조절학습 역량에 미치는 영향을 검토할 필요가 있다. 이에 따라 후속 연구에서는 러닝바이프롬프팅 모델을 적용한 다양한 교육 과정을 설계하고 교육 주제에 따른 내용적 학습 효과뿐만 아니라 프롬프팅 기반 자기조절학습 역량에 미치는 영향을 분석하고자 한다. 이를 위해 방학 중 단기 특강과 학기 중 정규 과목 등 장단기 교육 프로그램에 모델을 적용하여 학습 효과를 비교하고, 나아가 SW·AI 융합 교육 등 다양한 주제로 연구를 확장할 계획이다. 또한, 충분한 규모의 실험을 통해 학습자가 강의 이수 후 실제로 자기조절학습 역량을 개선했는지를 검증함으로써 러닝바이프롬프팅 모델의 타당성과 효과성을 체계적으로 입증하고자 한다.

참고문헌

- [1] Eom, H., & Lee, M. (2020). A Study on Labor Market Changes from Artificial Intelligence (AI) in the Intelligence Information Society. *Information Society & Media*, 21(2), 1-20. <https://doi.org/10.52558/ISM.2020.08.21.2.1>
- [2] Lee, J., & Jang, J. (2018). A Study on the Concept of the Talented People for Intelligence and Information Society. *Journal of Creative Information Culture*, 4(2), 135-142. <https://doi.org/10.32823/jcic.4.2.201808.135>
- [3] Kim, J. (2017). Problem solving skills based on computational thinking. *Korea Information Processing Society Review*, 24(2), 13-21.
- [4] Ministry of Education (2015). 2015 Revised National Curriculum. Ministry of Education Notification No. 2015-74.
- [5] Ministry of Education. (2020). Ministry of Education Notification No. 2020-236.
- [6] Nah, J. (2017). Software Education Needs Analysis in Liberal Arts. *Korean Journal of General Education*, 11(3), 63-89.
- [7] Kim, W. (2019). A Study on the Students' Perceptions Trend for Software Essentials Subject in University. *Korean Journal of General Education*, 13(4), 161-180.
- [8] Seo, J., Shin, S., & Goo, E. (2018). A Study on Non-Majors Students' Perception of the SW Liberal Education in University. *Journal of Digital Convergence*, 16(5), 21-31. <https://doi.org/10.14400/JDC.2018.16.5.021>
- [9] Jung, H. (2020). Revisiting to the necessity of programming Knowledge for Non-Computer Major Undergraduates. *The Journal of the Convergence on Culture Technology*, 6(1), 185-190.
- [10] Kim, J. (2019). The Effect of S/W Experience in Elementary and Middle School Curriculums on Computational Thinking Class in University. *Journal of Creative Information Culture (JCIC)*, 5(1), 35-43.
- [11] Zimmerman, B. J. (2000). *Attaining self-regulation: A social cognitive perspective*. In *Handbook of Self-regulation*, Elsevier Inc. 13-39. <https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50031-7>
- [12] Gong, B., Jo, S., Chang, J., Park, S., & Kwon, G. (2023). Comparative Analysis of Code Generated by ChatGPT and Human Programmers. *Proceedings of KIIT Conference*, 789-792.
- [13] Zimmermann, B. J. (1989). Models of self-regulated learning and academic achievement. *Self-Regulated Learning and Academic Achievement: Theory, Research and Practice*, Springer, 1-26.
- [14] Bergin, S., Reilly, R., & Traynor, D. (2005). Examining the role of self-regulated learning on introductory programming performance. *Proceedings of the first international workshop on Computing education research*, 81-86. <https://doi.org/10.1145/1089786.10897>
- [15] Alhazbi, S., & Hassan, M. (2013). Fostering self-regulated learning in introductory computer programming course. In *18th Annual Western Canada Conference on Computing Education*. 1-4.

- [16] Kim. K. (2015). A Self-regulated Learning Model Development in Computer Programming Education. *Journal of the Korean Association of information Education*, 19(1), 21-30.
- [17] Park. H., & Lee. K. (2021). Analysis on the Improvement of Self-Regulated Learning and Academic Achievement of SW Utilization by Colleges. *Journal of Digital Contents Society*, 22(8), 1199-1205. <https://doi.org/10.9728/dcs.2021.22.8.1199>
- [18] Alqahtani, T., Badreldin, H. A., Alrashed, M., Alshaya, A., Alghamdi, S., bin Saleh, K., ... & Albekairy, A. (2023). The emergent role of artificial intelligence, natural learning processing, and large language models in higher education and research. *Research in Social and Administrative Pharmacy*, 19(8), 1236-1242.
- [19] Li, Y., Choi, D., Chung, J., Kushman, N., Schrittwieser, J., Leblond, R., ... & Vinyals, O. (2022). Competition-level code generation with AlphaCode. *Science*, 378(6624), 1092-1097. https://doi-org.proxy.cau.ac.kr/10.1126/SCIENCE.ABQ1158/SUPPL_FILE/SCIENCE.ABQ1158_SM.PDF
- [20] Banić, B., Konecki, M., & Konecki, M. (2023). Pair programming education aided by ChatGPT. In *2023 46th MIPRO ICT and Electronics Convention (MIPRO)*, 911-915. IEEE.
- [21] Yilmaz, R., & Yilmaz, F. (2023A). Augmented intelligence in programming learning: Examining student views on the use of ChatGPT for programming learning. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2), 100005.
- [22] Yilmaz, R., & Yilmaz, F. (2023B). The effect of generative artificial intelligence (AI)-based tool use on students' computational thinking skills, programming self-efficacy and motivation. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100147
- [23] Deriba, F., Sanusi, I., & Sunday, A. (2023). Enhancing Computer Programming Education using ChatGPT-A Mini Review. *Proceedings of the 23rd Koli Calling International Conference on Computing Education Research*. 1-2.
- [24] Memarian, B., & Doleck, T. (2023). ChatGPT in education: Methods, potentials and limitations. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 100022.
- [25] Altintas, T., Gunes, A., & Sayan, H. (2016). A peer-assisted learning experience in computer programming language learning and developing computer programming skills. *Innovations in Education and Teaching International*, 53(3), 329-337. <https://doi.org/10.1080/14703297.2014.993418>
- [26] Jeong. C. (2017). Effects of Pair Programming in an Introductory Programming Course for College Students: Academic Performance and Student Satisfaction, *Journal of The Korean Association of Information Education*, 21(5), 537-545.
- [27] Lee. H., Pyo. J., & Choe. I. (2014). Development and Validity of Creative Problem Solving Profile Inventory (CPSPPI). *Journal of Gifted/Talented Education*, 24(5), 733-755. <https://doi.org/10.9722/JGTE.2014.24.5.733>
- [28] Baek. S., & Park. S. (2021). Verification of the effectiveness of AI education for Non-majors through PJB�-based data analysis. *Journal of Digital Convergence*, 19(9), 201-207.



이민정

- 1994년 중앙대학교 컴퓨터공학과(공학사)
- 1996년 한국과학기술원(KAIST) 전산학과 (공학석사)
- 2018년 ~ 현재 고려대학교 컴퓨터학과 박사과정
- 2016년 ~ 현재 중앙대학교 교양대학 부교수
- 2021년 ~ 현재 라이브데이터(주) 에듀테크2연구소 소장

✚ 관심분야 : SW·AI교육, 생성형 AI, AI 리터러시, 에듀테크

✉ minjeonglee@cau.ac.kr



김현철

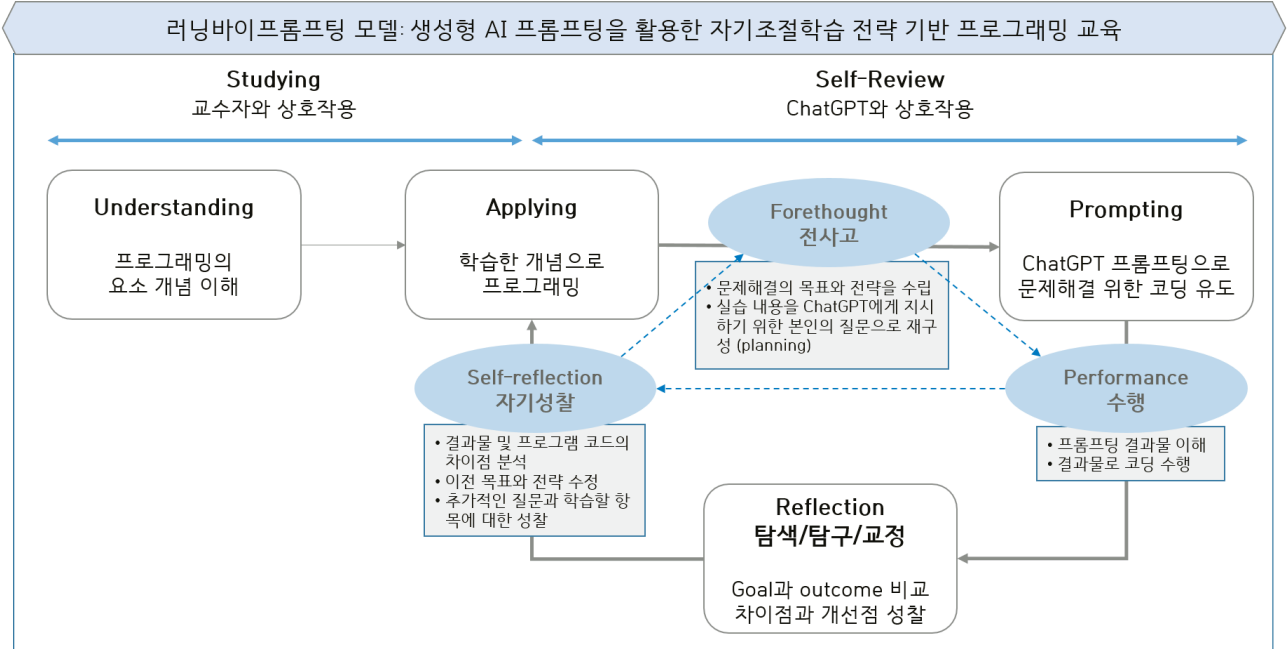
- 1988년 고려대학교 전산학과(학사)
- 1990년 Univ of Missouri-Rolla (전산학석사)
- 1998년 Univ of Florida (전산정보학 박사)
- 1999년 ~ 현재 고려대학교 교수 (컴퓨터학과, 컴퓨터교육과)
- 2021년 ~ 현재 고려대학교 정보창의교육연구소 소장

✚ 관심분야 : 기계학습 알고리즘, AI교육, 시활용교육

✉ harrykim@korea.ac.kr

부 록

본 논문의 본문 중 요약 내용의 경우, ChatGPT 4 버전을 이용하여 초안을 작성한 뒤, 저자가 최종 수정을 완료하였습니다.



[그림 1] 러닝바이프롬프팅 모델의 구조: 생성형 AI 프롬프팅을 활용한 자기조절학습 전략 기반 프로그래밍 교육

<표 1> 러닝바이프롬프팅을 적용한 파이썬 기초 프로그래밍 강의 계획서

Day	Topic	Contents	ChatGPT Prompting
1	대화형 생성AI의 이해와 프롬프팅	최신 대화형 생성AI 기술 소개 프롬프팅을 활용한 다양한 응용 체험	사전설문 (창의적 문제해결, 데이터 리터러시, 프로그래밍 효능감)
2	파이썬 프로그래밍 기초	파이썬 프로그래밍 시작하기	강의 중 진행한 실습을 챗GPT가 수행하도록 프롬프팅하기 실습 문제를 스스로 확장하여 챗GPT를 활용해 해결해 보기 내 실습 결과와 챗GPT 결과 비교하기
3		작업을 절차로 만들기	
4		복잡한 문제 구조화하기	
5		복잡한 데이터 다루기	
6	탐색적 데이터 분석	데이터 전처리	챗GPT와의 프롬프팅으로 실습 수행하기 실습 결과가 작업의 의도에 맞게 도출되었는지 스스로 평가하기
7		데이터의 통계적 분석과 시각화	
8	텍스트 마이닝	텍스트 마이닝과 시각화	텍스트 마이닝의 이론과 활용 영화평가데이터(영문), 쇼핑몰데이터 (한글) 강조어를 워드 클라우드 표현하기 자연어처리와 핵심어 분석하기

〈표 2〉 연구 대상

대학 (명)		학년 (명)		프로그래밍 경험 (명)	
인문대학	8	2학년	3	있음	4
사회과학대학	4	3학년	3		
경영대학	2	4학년	5	없음	11
기타	1	대학원	4		

〈표 3〉 사전-사후검사를 위한 설문 문항

변수		설문 문항
카테고리	ID	
창의적 문제해결력 [27]	CPS1	나는 일상생활 경험에서 문제점을 발견하고 새로운 아이디어를 찾는 것을 즐긴다.
	CPS2	나는 한 가지 일을 할 때 여러 가지 각도에서 생각해 보고 원인을 찾는다.
	CPS3	나는 문제를 해결할 때 다양한 아이디어를 결합한다.
	CPS4	나는 남들이 방법이 없다고 하는 일에서도 종종 방법을 찾아내는 편이다.
데이터 리터러시[28]	DL1	나는 데이터가 무엇인지 정의할 수 있다.
	DL2	나는 문제해결을 위해 필요한 데이터를 조사하고 수집할 수 있다.
	DL3	나는 데이터의 다양한 유형과 그 특징을 설명할 수 있다.
데이터 처리 역량 [28]	DP1	나는 문제 해결을 위해 수집된 데이터의 패턴과 추세를 탐색할 수 있다.
	DP2	나는 차트, 표, 그래픽 등 다양한 방법으로 데이터를 표현할 수 있다.
	DP3	나는 데이터를 더 쉽게 사용할 수 있도록 데이터의 속성을 고려하여 분류할 수 있다.
챗GPT 인식 [20]	CI1	나는 ChatGPT를 계속 사용하고 싶다.
	CI2	나는 ChatGPT를 계속 사용할 계획이다.
	CI3	ChatGPT로 프로그램을 짤 수 있으므로 코딩 방법을 꼭 알아야 할 필요는 없다.

〈표 4〉 카테고리별 사전-사후 검사 결과

카테고리	사전검사		사후검사		t	p
	M	SD	M	SD		
창의적 문제해결력	3.01	1.75	3.63	0.69	-2.31	.02
데이터 리터러시	2.42	1.50	3.73	0.69	-5.19	< .001
데이터 처리 역량	2.2	1.25	3.71	0.60	-7.27	< .001
챗GPT 인식	3.49	0.99	3.78	0.36	-1.18	.13

〈표 5〉 창의적 문제해결력 카테고리의 문항별 사전-사후 검사 결과

변수 ID	사전검사		사후검사		t	p
	M	SD	M	SD		
CPS1	3.07	1.67	3.73	1.03	-1.92	.038*
CPS2	3.07	1.67	3.73	.80	-1.50	.078
CPS3	3.07	1.67	3.73	.82	-1.87	.041*
CPS4	2.87	1.72	3.4	.99	-1.42	.089

* p < 0.05 (n=15)

〈표 6〉 데이터 리터러시와 데이터 처리 역량 카테고리의 문항별 사전-사후 검사 결과

변수 ID	사전검사		사후검사		t	p
	M	SD	M	SD		
DL1	2.80	1.65	3.87	.92	-2.62	.01*
DL2	2.33	2.10	3.67	.81	-3.84	.0009***
DL3	2.13	2.41	3.8	.89	-4.31	.00036***
DP1	2.13	2.41	3.80	.46	-4.06	.00058***
DP2	2.4	2.83	3.67	1.38	-3.82	.0009***
DP3	2.07	2.50	3.67	.52	-5.24	.00006***

* p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001 (n=15)

〈표 7〉 챗GPT 인식 카테고리의 문항별 사전-사후 검사 결과

변수 ID	사전검사		사후검사		t	p
	M	SD	M	SD		
CI1	4.13	1.84	4.66	.52	-1.29	.108
CI2	4.33	1.10	4.60	.40	-.84	.206
CI3	2.07	2.50	3.67	.52	-.27	.396

* p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001 (n=15)