Journal of Next-generation Convergence Information Services Technology Vol.13, No.5, October (2024), pp.593-604
ISSN 2384-101X(p) 2672-1163(e) *http://dx.doi.org/10.29056/jncist.2024.10.02*

인공지능 기반 맞춤형 학습이 대학 수학 학습에 미치는 영향 분석

Analyzing the Impact of AI-Based Personalized Learning on College Mathematics

최정아[1], 한현석[2]*

Jungah Choi[1], Hyunsuk Han[2]*

요 약

최근 학생들의 기초 학력 격차가 점차 확대되고 있는 상황에서 온라인 플랫폼을 통하여 개인의 학습 데이터를 수집하고 분석하는 AI 기반 학습 프로그램을 통한 맞춤형 학습의 중요성이 더욱 부각되고 있다. 본 연구의 목적은 McGraw-Hill Education에서 개발한 학습 플랫폼인 ALEKS를 활용하여 대학 수준의 수학 과목에서 학생들의 초기 지식 상태와 학업 성취도 간의 관련성을 탐색하는 것이다. 79명의 참가자를 사전 진단 검사를 바탕으로 세 그룹(높음, 중간, 낮음)으로 분류하였다. 연구 결과, 초기 지식 그룹 간 학기 말 ALEKS 과제 완료율과 최종 수업 성적 군에서 유의미한 차이가 나타났다. 그룹 간 ALEKS 사용 시간, 중간고사 점수, 퀴즈 참여율에서는 유의미한 차이가 없었으나, 기말고사 점수에서는 유의미한 차이가 있었다. 본 연구는 수학에 대한 초기 지식이 학생들의 학업 성취도에 중요한 영향을 미친다는 것을 확인했으며, 특히 저집단 학생들을 중심으로 AI 기반 학습 프로그램을 통한 학습 활동의 증가를 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 향후 저집단 학생들 대상 ALEKS의 효과적인 활용에 대한 추가 연구의 필요성을 함의한다.

핵심어 : 대학수학, 온·오프라인 병행, AI 학습 프로그램, 맞춤형 수업, 인공지능 튜터링

Abstract

In recent years, there has been a growing disparity in students' foundational academic skills, the importance of personalized learning through AI-based programs that collect and analyze individual learning data via online platforms has become increasingly emphasized. This study aimed to investigate the relationships between students' initial knowledge status and their academic achievement in college-level mathematics courses, as facilitated by ALEKS, an online platform developed by McGraw-Hill Education. Seventy-nine participants were divided into three groups (high, medium, and low) based on a initial knowledge test. The results revealed significant differences in the completion of ALEKS assignments and final course grades groups among the different initial knowledge groups. While there were no significant differences in ALEKS usage time, midterm exam scores, or quiz participation rates across the groups, there

1 College of Liberal Arts, Cha University, Pocheon-si, Republic of Korea [Assistant Professor]
e-mail: jungah.choi@cha.ac.kr
2 Department of Psychology, Jeonbuk National University, Jeonju-si, Republic of Korea [Assistant Professor]
e-mail: hysh@jbnu.ac.kr (Corresponding author)

Received(August 29, 2024), Review Result(1st: September 17, 2024, 2nd: October 2, 2024), Accepted(October 11, 2024), Published(October 31, 2024)

© 2024 The Authors. Published by NCISS.
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.
To view a copy of this license, visit http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/.

was a significant difference in final exam scores. This study confirms that initial knowledge in mathematics significantly influences students' academic performance. Additionally, the study found an increase in learning activities, particularly among low-performing students, through the use of AI-based learning programs. These findings suggest a need for further research into the effective use of ALEKS for low-performing students.

Keyword : College Mathematics, Blended Learning, AI-based Learning Program, Personalized Learning, Intelligent Tutoring System

1. 서론

4차 산업 혁명 시대에서 수학은 학생들이 다양한 전공을 학습하고 진로를 결정하는 데 중요한 과목이다 [1]. 하지만 학생들의 수학의 기초학력의 편차가 점차 커지고 있고, 팬데믹을 겪으면서 학생들의 기초학력이 저하가 큰 문제로 대두되고 있다 [2]. 대학은 무전공으로 학생을 선발하는 입학전형을 늘려 학생들이 대학 진학 후에 전공선택의 기회를 주는 전형을 확대하고 있지만, 학생들 간 수학 실력의 편차와 낮은 기초학력은 원하는 전공을 탐색할 기회뿐만 아니라 전공 선택 후 학습 성패를 좌우하게 된다 [3]. 학생들이 전공 학습을 위한 수학, 과학 등 기초학력을 갖출 수 있도록 하기 위해서는 개별 학생들의 지식 수준, 목표에 맞는 맞춤형 학습의 제공이 효율적인 방법이다 [4]. 학생들의 특성을 파악하고 그에 맞는 교육 과정의 제공과 즉각적인 피드백을 제공하는 것 등 전통적인 수업의 형태에서는 한 명의 교수자가 수행하기에는 어려운 일이었다. 하지만 온라인 플랫폼을 통하여 개인의 학습 데이터를 수집하고 분석하는 것이 용이해진 현재 상황에서는 AI 학습 프로그램을 통한 맞춤형 학습의 중요성이 더욱 부각되고 있다.

AI 학습 프로그램은 인공지능 기술을 활용하여 학습자의 지식 수준을 평가하고, 맞춤형 학습 경로를 제공하는 프로그램이다. 현재 교육현장에서 많이 쓰이고 있는 교육과정에 기반한 지필고사 형태의 평가는 고전검사이론에 기반하여 효과적이고 신뢰할 수 있는 학습 평가 도구로 많이 사용되고 있고 이는 각 문항별로 점수를 배점하고 총합으로 특정된 분야의 학생들의 지식이나 기술을 평가하는데 유용하다 [5]. 또 다른 평가 방법 중 컴퓨터의 활용을 통한 문항반응이론은 학생들의 응답을 바탕으로 능력을 추정 후 학생의 능력 및 문항의 특성을 고려하여 최적의 문항을 제시하여 학생들의 지식 수준을 정확히 파악한다 [6]. 최근에는 대량의 학습 데이터를 활용하여 학생 개인의 학습 이력을 종합적으로 분석하고, 이를 바탕으로 더욱 정교한 평가를 수행하는 방식이 주목받고 있다. 기존의 고전 검사 이론은 문항의 정답 여부에 따른 점수만을 반영하여 학생의 학습 과정에 대한 다양한 정보를 담아내지 못하는 한계가 있다.

대량의 학습데이터를 바탕으로 한 AI 학습 프로그램은 무엇보다 학생별 개인화된 학습을 제공할 수 있는 장점이 있다. 많은 AI 학습 프로그램은 학생의 현재 지식 수준에 맞는 맞춤형 학습 경로 제공함으로써 다양한 수준의 학생들에게 획일적인 교육을 제공하는 것으로부터 획기적인 변화를 주게 된다 [7]. AI 학습 프로그램은 기존의 전통적인 형태의 수업보다 훨씬 많은 학습 데이터를

수집한다. 교수자는 디지털 기반으로 수집되는 학습 자료로 학생의 학습 진행 상황을 즉각적으로 파악하고 적절한 피드백을 제공하는 것이 가능하게 된다. 학생들은 AI 학습 시스템을 통해 수업 전에 자신의 지식 수준을 스스로 파악할 수 있으며, 이를 바탕으로 AI 학습 시스템이 제시하는 개별화된 학습 경로를 따라 필요한 지식을 효율적으로 학습할 수 있게 된다.

AI 학습 프로그램은 국내에서는 초·중등 교육에서 사용의 범위를 늘려가고 있으며, 대학교육에서는 시작 단계로 팬데믹을 기점으로 활용 영역을 넓혀가고 있다. 국내의 경우, AI 기반 학습이 초등학교에서 고등학교까지 다양하게 이루어지고 있다. 특히 교육부는 향후 디지털 교과서를 포함한 AI 학습시스템을 학교에 도입하여 미래형 교육 환경을 구축하고자 한다.

대학의 경우 2015년 서울대 수리연구소에서 개발한 유니미(UniMe)가 온라인 과제 프로그램으로 사용되었다 [8]. 유니미는 AI 기반 프로그램은 아니지만 온라인 과제 프로그램으로서 사용되어져왔다. 이후에 McGraw-Hill Education에서 개발한 ALEKS(Assessment and LEarning in Knowledge Spaces, 이하 ALEKS)는 AI 기반 학습 시스템으로 수학, 화학, 통계학, 회계학 등의 과목에서 학습 및 평가 시스템을 제공하고 있으며, 해외 대학 교육에 널리 활용되고 있다 [9]. 언택트에듀에서 개발한 빌런(BuiLearn)는 수학과목을 중심으로 대학생을 대상으로 하여 여러 대학에서 사용되고 있다 [10]. 하지만 대학 수학 교육에 있어서 AI 학습시스템의 도입은 시작단계로 그 효과성에 대한 연구가 제한적인 상황이다.

본 연구에서는 ALEKS를 활용하여 대학수학 수업을 수강하는 학생들의 사전 지식 수준을 파악하고 맞춤형 학습이 실제로 이루어지고 있는지 확인하였다. 또한 ALEKS의 사용이 실제로 수학 성취와 관련성이 있는지 탐색하였다. 본 연구에서는 대학 수학 수업에서 AI 프로그램 활용에 따른 영향을 분석하기 위해 다음과 같은 가설을 설정하였다.

1) 초기 지식 등급이 AI 프로그램 완료 여부 및 성적과의 관련성이 존재하는가?
2) 성적에 따라 AI 프로그램 사용시간에 차이가 있는가?
3) 초기 지식 등급에 따라서 AI 프로그램 사용시간, 중간·기말고사 및 퀴즈 점수에 차이가 있는가?

2. 이론적 배경

2.1 AI 기반 학습의 필요성

AI 학습 프로그램 도입의 가장 중요한 목표 중 하나는 개별화된 학습 경로를 제공하는 것이다 [11]. 맞춤형 수업에 대한 필요성은 이전부터 언급되어 왔지만 인력과 비용의 문제 등의 문제로 실제 교실에서의 적용이 어려운 상황이었다. AI 학습 프로그램에 대한 교육 분야의 관심이 증가하는 데에는 팬데믹의 영향이 크다 [12]. Xu와 Ouyang은 STEM 교육에 AI 적용에 관한 연구가 2019년

이후에 폭발적으로 증가하였다고 하였다. 펜데믹으로 인한 원격 교육의 증가 속에서 원격 교육으로 인해 발생하는 학생들 간의 학력 격차를 줄이는 수단으로 AI 프로그램이 사용되었다 [13]. 펜데믹이 끝난 지금도 펜데믹 기간에 발생한 학생들간의 학습 격차를 줄이기 위한 방안으로 맞춤형 교육을 제공하는 AI 학습 프로그램에 대한 관심이 더욱 높아지고 있다. AI 학습 프로그램의 도입은 비교적 새로운 개념이기 때문에 이에 대한 경험이 부족한 교수자에게는 어려움이 있을 수 있다 [14]. 따라서 교수자가 AI 프로그램을 수업에 도입하는 것에 대한 거부감을 낮출 수 있는 교육이나 지원이 필요하다.

해외 대학에서는 AI학습 프로그램을 이용한 대학교육이 활발하게 이루어지고 있다. 특히 수학은 4차 산업 혁명시대에 유망한 다양한 전공에서 전공 지식을 학습하는데 중요한 역할을 한다. 공학, 물리학, 경영학, 경제학 등의 전공에서 미적분학 지식이 필수이다. 미국대학에서는 미적분학 수업을 수강하기 위한 사전지식을 쌓을 수 있는 다양한 수준별 기초수학 수업을 제공하고 있다. 이 과정에서 미국대학은 학생들의 수학능력 향상을 위하여 AI 학습프로그램을 도입하고 있다. 예를 들어, 미국 오리건 주립대학교에서 전기공학 수업을 듣는 학생들을 위해 ALEKS 프로그램을 활용하였고[15], 미국 사우스다코타 대학교에서 ‘College Algebra’ 에서도 ALEKS를 활용하였으며 [16] 미국 애리조나 대학교의 경우 AI 학습 프로그램을 도입하여 학생들의 수학 수업 이수율을 높였을 뿐 아니라 비용면에서도 AI 학습 프로그램의 도입이 오히려 비용을 절감에 도움을 주었다 [17]. 대학들의 AI 학습프로그램 도입은 다양한 수준을 가진 학생들의 기초 수학 능력의 향상을 도움을 주고 있다.

2.2 대학 교육에서의 AI 도입 국내 사례 및 문제점

국내 대학에서는 AI 학습 프로그램을 수학 뿐 아니라 화학, 통계 분야에서 사용하고 있다. 황은경과 신종호 [18]의 연구는 대학 기초 과학 수업에서 ALEKS를 사용하였다. 이들은 ALEKS를 주차별 과제로 활용하였으며 이를 통해 학생들의 학습 성취도가 향상되었음을 확인하였다. 또한 평가(예: 중간·기말고사)에 있어서도 AI 학습 프로그램을 활용한 공정성 향상의 가능성을 확인했다. 최재희 [19]의 연구에서는 비교과프로그램으로 운영되는 기초 화학 수업에서 ALEKS를 주차별 과제로 활용하였고 이를 통해 학습 효과성이 높아졌다고 보고하였다. 조은정 [20]의 연구는 ALEKS를 대학원생을 대상으로 양적연구방법론 수업에 적용하여 한국인 학생 및 외국인 학생을 포함한 수업에서 높은 만족도와 학습 동기, 효과성 증진을 나타내었다. 범은애, 전열어, 한지연 [21]은 기초수학을 온라인 강의로 진행하는 수업에서 AI 학습 프로그램을 적용하였다. AI 학습 프로그램을 통하여 사전진단평가를 진행하였고 이를 통해 사전에 학습자의 수준을 파악하고 맞춤형 학습을 진행함으로써 자기주도적 학습을 강화하고 학습 성취도를 높였다고 보고하였다.

이전 연구에서 제시한 공통된 문제점으로는 불필요한 반복 학습과 언어의 장벽이었다 [18][19]. 불필요한 반복 학습은 AI 프로그램이 학생들의 학습 동기를 저하시킬 수 있으며, 영어로 제공되는

콘텐츠는 학생들이 수학의 개념을 이해하는 데 있어 언어라는 또 다른 장애물 역할을 할 수 있다. 최재희 [19]의 경우 영어 용어 해설표를 자체 제작하여 첫 수업 시가에 배부하기도 하였다. ALEKS는 언어가 영어로만 제공된다는 점에서 국제학생들에게는 장점이 될 수 있지만, 영어에 능숙한 한국 학생에게도 수학적인 개념은 영어로 다시 학습해야하는 어려움이 존재한다고 볼 수 있다. 반복적인 학습의 경우 ALEKS가 동일한 문제를 숫자만 바꾸어 3-5회 도전하도록 하는 점 때문인 것으로 보인다. 반복 학습은 특정 유형의 문제를 숙달하는데 있어 필수적이고 효과적이다. 하지만 반복 학습이 개념의 이해가 부족한 상태에서 단순히 문제풀이 기술만 향상시킨다고 볼 수 있다.

제한된 학습 콘텐츠와 피드백의 제공 방식이 AI 학습 프로그램 문제점으로 지적되었다. 조은정 [20]은 ALEKS가 맞춤형 학습 콘텐츠의 다양성 부족하고, 즉각적인 피드백 제공의 어려운 점을 지적하였다. 범은애, 전열어, 한지연 [21]은 온라인으로 진행되는 강의에서 교수자가 기존에 설정한 문제 이외에 높은 수준의 이해에 도달한 학생을 위한 응용이나 심화 학습을 제공하지 않는 점을 지적하였다. 또한 학생들이 스스로 프로그램에 접속하여 문제를 풀 수 있도록 교수자의 지속적인 피드백이 필요했다고 언급하였다. 종합적으로 볼 때 AI 학습 프로그램 활용이 효과적일 수 있지만, 실제 교육 현장의 적용에 있어 교수자와 학생에 대한 다양한 지원이 필요함을 의미한다.

2.3 학습 성과

AI 학습 프로그램을 대학 수업에 적용하여 그 효과성을 조사한 논문들은 공통적으로 학생들의 성적향상을 언급하였다. 예를 들어, 황은경과 신종호 [18]의 연구에서는 대학 기초 과학 수업에서 ALEKS를 사용하여 학생들의 중간고사와 기말고사 성적을 향상시켰음을 확인했다. 최재희 [19]는 온라인 비교과 프로그램에서 ALEKS를 사용하였으며, 수업을 듣는 학생들은 인문 및 예체능 계열과 이공계열학생들을 모두 포함하고 있었다. 모든 계열을 대상으로한 비교과 교양 프로그램에서 ALEKS를 사용하여 학습 효과를 극대화 하였다. 해외 대학 사례에서도 ALEKS가 수학적 기술 유지와 성적 향상에 긍정적인 영향을 미친다고 보고했다 [15][16]. 즉, ALEKS가 학생들의 개별 학습 수준을 진단하고 맞춤형 학습 경로를 제공함으로써, 학업 성취도를 향상시켰다고 할 수 있다.

AI 학습 프로그램은 성적 향상뿐만 아니라, 학생들의 자기주도적 학습 능력을 강화하고 학습 동기를 높이는 데에도 효과적이다. 조은정 [20]은 대학원 수업에서 인공지능 기반 맞춤형 학습 시스템을 사용하여 높은 학습 만족도와 효과성을 보였다. 또한, 범은애, 전열어, 한지연 [21]은 인공지능 기반 맞춤형 학습 시스템의 사용이 학생들의 자기주도적 학습 능력을 강화하고 학업 성취도를 높이는 데 기여하였다고 하였다. Pejcinovic et al. [15]은 ALEKS가 학생들의 수학적 준비도를 향상시켜 전기공학 과목에서의 성적뿐만 아니라 전반적인 학업 성과에도 긍정적인 영향을 미쳤다고 보고했다. 이처럼 ALEKS의 활용은 학생들의 학업 성취도와 학습 동기 부여, 자기주도적 학습 능력 강화 등 다양한 측면에서 효과적임을 입증하고 있다.

3. 방법

3.1 연구대상

경기도 소재 C 대학에 다니는 1학년 대학생 중 대학수학 수업을 수강한 2개 분반 79명을 대상으로 하였다. 대학수학 수업은 교양수업으로 온·오프라인병행 수업으로 진행되었다. 매주 2시간은 사전녹화한 동영상 강의로 진행되었고 1시간은 대면수업으로 진행되었다. ALEKS는 온라인 영상에 대한 과제로 부여되었다. ALEKS에서 자체 계산한 매 주차별 예상 과제 완료 시간은 최소 40분에서 최대 1시간 59분이었다. 매주 부여되는 ALEKS 과제의 양은 수업 첫 주에 진행된 사전진단평가에서 진단한 학생들의 지식 수준에 따라 다르게 부여되었다. 대면수업에서는 영상수업에서 배운 내용을 바탕으로 2~6개의 퀴즈를 진행하였다. 학생들은 교수자가 제시한 퀴즈를 종이에 푼 풀이과정과 답을 LMS에 업로드 하였다. 중간고사와 기말고사는 대면으로 진행하였다.

3.2 분석방법

통계분석은 jamovi 2.3 [22] 와 R 4.4.1 [23]을 이용하여 수행하였다. 분석 방법으로 카이스퀘어 검정 및 Kruskal-Wallis test를 수행하였으며 사후 검정 방법으로는 dunn-test with Bonferroni correction을 적용하였다. 통계적 유의수준은 0.05로 설정하였다.

3.3 자료수집

3.3.1 AI 프로그램 활동

학기 시작 전 AI 프로그램에 매주 학생들에 부여되는 과제(토픽)의 구성을 완료 하였다. 교수자가 등록한 문제양식을 토픽이라고 한다. 총 토픽의 수는 99개이고 1-7주차에 배정된 토픽이 62개 9-14주차에 배정된 토픽은 37개이다. 각 토픽은 동일한 문제 양식에서 숫자만 바뀐 형태로 3~5회 학생들에게 제공된다. 학생들은 첫 주에 진행한 사전진단평가 이후에 발생 되는 형성평가와 토픽 학습을 통하여 토픽을 완료 할 수 있다. 형성평가는 학기 중에 AI 시스템의 판단으로 자동으로 발생되는 것으로 문제의 정오 여부로 그 학생이 해당 토픽을 완료하였는지 판단한다. 토픽 학습을 통한 토픽 완료를 진행하려면 매주 해당 토픽의 문제를 풀어야 한다. 학생의 이전 학습 상태에 따라 3~5개의 문제가 학생들에게 제공된다. 본 연구에서는 총 99개의 토픽이 등록되었고, 총 토픽 중 90% 이상의 토픽을 완료하도록 강의계획서를 통하여 학생들에게 안내되었다.

첫 번째 수업 전에 ALEKS에 관한 오리엔테이션 자료를 LMS에 업로드하였고 첫 번째 수업시간

에 AI 프로그램 등록 및 사전진단평가를 완료하였다. 사전진단평가를 통하여 수업 전 학생들이 이미 습득한 토픽을 판별하였다. 79명의 학생의 평균 사전 습득 토픽의 수는 20.13개 였다. 79명의 학생을 사전 습득토픽 수가 높은 그룹(H, 사전 습득 토픽 32개(M+SD) 이상), 사전 습득 토픽 수가 중간인 그룹(M, 사전 습득 토픽 9개 이상 32개 미만), 사전 습득 토픽 수가 낮은 그룹(L, 사전 습득 토픽 8개(M-SD) 미만)으로 분류하였고, [표 1]과 같이 정리하였다.

AI 프로그램 완료기준은 전체 토픽의 90%이상 완료한 경우를 완료라고 보았다. 따라서 토픽 완료 여부는 기말고사 전(1-14주차)까지 배정된 토픽 99개 중 89개 이상의 토픽을 완료한 경우이다. AI 프로그램 사용시간의 경우 1-7주차, 9-14주차, 1-14주차 각각의 기간에 대하여 ALEKS 접속시간을 측정하였다.

[표 1] 사전 습득 토픽 수준에 따른 집단 분류
[Table 1] Pre-acquired Topic Level-based Group Classification

구분	사례수(N)	백분율(%)
사전 습득 토픽 고집단(H, 26개 이상)	27	34.2%
사전 습득 토픽 중집단(M, 14개 이상 26개 미만)	26	32.9%
사전 습득 토픽 저집단(L, 14개 미만)	26	32.9%
전체	79명	100%

3.3.2 중간, 기말, 퀴즈참여도 점수

중간고사와 기말고사, 퀴즈참여도 점수는 모두 30점 만점으로 채점되었으며 성적에 각각 30%, 30%, 20%로 반영되었다. 퀴즈참여도는 온·오프라인 병행 수업 중 대면수업 시간에 진행한 퀴즈에 참여한 경우 점수를 받을 수 있었다. 퀴즈 참여도 점수는 대면수업 참여도 점수로 볼 수 있다.

4. 결과

4.1 초기등급과 AI 프로그램 완료 여부 및 성적과 관련성 여부

초기 지식 등급(높은 지식(H), 중간 지식(M), 낮은 지식(L))과 완료 여부(C, I) 간의 관계를 조사하기 위해 카이제곱 검정을 수행하였고, 결과는 [표 2]에 제시하였다. 낮은 지식(L) 그룹에서는 완료한 사람(C)이 7명, 완료하지 않은 사람(I)이 17명으로, 총 24명이었다. 중간 지식(M) 그룹에서는 완료한 사람(C)이 26명, 완료하지 않은 사람(I)이 7명으로, 총 33명이었다. 높은 지식(H) 그룹에서는 완료한 사람(C)이 21명, 완료하지 않은 사람(I)이 1명으로, 총 22명이었다. 전체적으로는 완료한 사람(C)이 54명, 완료하지 않은 사람(I)이 25명으로, 총 79명이었다. 초기 그룹과 AI 프로그램 완료 여부 간의 관계는 유의미한 것으로 나타났다, $\chi^2(2)=26.20$, $p<.001$, Cramer's $V=0.58$.

[표 2] AI 프로그램 완료 여부에 따른 사전 습득 토픽 집단 분류

[Table 2] Pre-acquired Topic Group Classification Based on AI Program Completion

구분		AI 프로그램 완료 여부				χ^2	Cramer's V
		완료		미완료			
		빈도(명)	비율(%)	빈도(명)	비율(%)		
초기 지식 등급	고집단(H)	21	38.89%	1	3.85%	26.20**	0.58
	중집단(M)	26	48.15%	7	26.92%		
	저집단(L)	7	12.96%	17	65.38%		
전체		54	100%	25	100%		

Note. * p < .05, ** p < .01, *** p < .001

초기 지식 등급(높은 지식(H), 중간 지식(M), 낮은 지식(L))과 성적(A학점군, B학점군, C학점군, F학점군) 간의 관계를 조사하기 위해 카이제곱 검정을 수행하였고, 결과는 [표 3]에 제시하였다. 낮은 지식(L) 그룹에서는 A학점군이 6명, B학점군이 6명, C학점군이 14명으로 총 26명이었다. 중간 지식(M) 그룹에서는 A학점군이 6명, B학점군이 14명, C학점군이 6명으로, 총 26명이었다. 높은 지식(H) 그룹에서는 A학점군이 10명, B학점군이 13명, C학점군이 4명으로, 총 27명이었다. 전체적으로는 A학점군이 22명, B학점군이 33명, C학점군이 24명으로, 총 79명이었다. 초기 그룹과 성적 간의 관계는 유의미한 것으로 나타났다, $\chi^2(2)=11.91$, $p<.001$, Cramer's V=0.27.

[표 3] 성적 분포에 따른 사전 습득 토픽 집단 분류

[Table 3] Pre-acquired Topic Group Classification Based on Grade Groups

구분		성적 분포						χ2	Cramer's V
		A		B		C이하			
		빈도(명)	비율(%)	빈도(명)	비율(%)	빈도(명)	비율(%)		
초기 지식 등급	고집단(H)	10	45.45%	13	39.39%	4	16.67%	11.91**	0.27
	중집단(M)	6	27.27%	14	42.42%	6	25.00%		
	저집단(L)	6	27.27%	6	18.18%	14	58.33%		
전체		22	100.00%	33	100.00%	24	100.00%		

Note. * p < .05, ** p < .01, *** p < .001

4.2 성적에 따른 AI 프로그램 학습 시간의 차이 검증

성적(A, B, C이하)에 따라 AI 프로그램 학습 시간(First Hours, Second Hours, Total Hours)의 차이가 있는지 알아보기 위하여 Kruskal-Wallis 검정을 진행하였고, 결과는 [표 4]에 제시하였다. 분석 결과, 성적에 따라 1-8주차 AI 프로그램 사용시간과 9-15주차 AI 프로그램 사용시간의 유의미한 차이가

없는 것으로 나타났다($\chi^2(2)=3.45$, p=.18). 또한, 성적에 따른 총 AI 프로그램 사용시간의 차이는 나타나지 않았다($\chi^2(2)=0.34$, p=.85).

[표 4] 성적 분포에 따른 AI 프로그램 사용시간의 차이 분석 결과표
[Table 4] Table of Kruskal-Wallis test results of AI Program Usage Times by Grade Groups

	A	B	C 이하	p-value	Post-hoc test
First Hours	8.39(6.67-11.01)	8.11(5.97-10.69)	9.97(7.95-14.07)	0.18	-
Second Hours	7.27(5.17-9.10)	6.16(5.07-9.36)	4.19(0.51-8.78)	0.10	-
Total Hours	16.20(12.86-21.01)	15.57(11.13-19.38)	15.09(9.80-22.79)	0.85	-

† indicates statistically significant with 숙련그룹(E), results of the Dunn test pairwise comparisons with Bonferroni correction, p<0.05
The data are given as the median, and the 25th and 75th quartiles: Median (Q1 - Q3)
*p<0.05

4.3 초기등급에 따른 AI 프로그램 사용시간, 중간·기말고사 및 퀴즈 점수의 차이 검증

초기 지식 등급(높은 지식(H), 중간 지식(M), 낮은 지식(L))과 학습 시간(First Hours, Second Hours, Total Hours) 간의 차이가 있는지 알아보기 위하여 Kruskal-Wallis 검정을 진행하였고, 결과는 [표 5]에 제시하였다. 분석 결과, First Hours에 대한 그룹 간 차이는 통계적으로 유의미하지 않았다($\chi^2(2)=3.20$, p=.20). Second Hours에 대한 그룹 간 차이도 통계적으로 유의미하지 않았다($\chi^2(2)=0.39$, p=.82). Total Hours에 대한 그룹 간 차이 역시 통계적으로 유의미하지 않았다($\chi^2(2)=0.32$, p=.20).

[표 5] 사전습득 토픽 집단 분류에 따른 AI 프로그램 사용시간의 차이 분석 결과표
[Table 5] Table of Kruskal-Wallis test results of AI Program Usage Times by Pre-acquired Topic Group Classification

	고집단(H)	중집단(M)	저집단(L)	p-value	Post-hoc test
First Hours	7.70(5.18-9.27)	7.85(7.22-11.26)	12.24(8.57-15.28)	0.20	-
Second Hours	5.97(4.76-10.71)	6.16(5.07-9.36)	6.37(3.65-10.39)	0.82	-
Total Hours	14.39(10.44-18.30)	14.87(11.27-19.11)	19.41(11.44-24.59)	0.20	-

† indicates statistically significant with 숙련그룹(E), results of the Dunn test pairwise comparisons with Bonferroni correction, p<0.05
The data are given as the median, and the 25th and 75th quartiles: Median (Q1 - Q3)
*p<0.05

초기 그룹(높은 지식(H), 중간 지식(M), 낮은 지식(L))과 시험 성적(중간고사, 기말고사, 퀴즈) 간의 차이가 있는지 알아보기 위하여 Kruskal-Wallis 검정을 진행하였고, 결과는 [표 6]에 제시하였다. 중간고사 점수에 대한 그룹 간 차이는 통계적으로 유의미하지 않았다($\chi^2(2)=4.96$, p=.008). 기말고사 점수에 대한 그룹 간 차이는 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다($\chi^2(2)=6.82$, p<.05). 사후 분석 결과, 높은 지식(H) 그룹과 낮은 지식(L) 그룹 간에 유의미한 차이가 있었다. 퀴즈 점수에 대한 그룹 간 차이는 통계적으로 유의미하지 않았다($\chi^2(2)=2.19$, p=.33).

[표 6] 사전습득 토픽 집단 분류에 따른 시험성적(중간·기말고사)의 차이 분석 결과표
[Table 6] Table of Kruskal-Wallis test results of Grades by Pre-acquired Topic Group Classification

	고집단(H)	중집단(M)	저집단(L)	p-value	Post-hoc test
중간고사	28.00(25.50-30.00)	28.00(20.00-30.00)	30.00(13.00-25.50)	0.08	-
기말고사	17.60(10.71-20.00)	13.00(9.00-14.75)	9.00(3.00-10.00)	0.05	H > L*
퀴즈	27.00(26.00-27.50)	27.00(25.00-27.00)	27.00(21.50-27.75)	0.33	-

† indicates statistically significant with 숙련그룹(E), results of the Dunn test pairwise comparisons with Bonferroni correction, $p<0.05$
The data are given as the median, and the 25th and 75th quartiles: Median (Q1 - Q3)
*$p<0.05$

5. 논의 및 결론

초기 지식 그룹에 따라서 ALEKS 토픽 90%이상 완료한 그룹과 그렇지 않은 그룹에 차이가 발생하는 것으로 나타났다. 고집단, 중집단의 학생들이 토픽 90% 완료율이 높았으며 저집단의 경우 완료하지 않은 경우가 많았다. 이는 고집단, 중집단 학생들에게 부여된 과제의 양이 사전진단평가에 의해 결정되는 만큼 저집단에 더 많은 과제가 부여되어 발생한 결과로 볼 수 있다. 초기 지식 등급에 따라서 성적 그룹 간에도 차이가 있는 것으로 나타났다. 고집단의 학생들의 경우 A군을 받은 비율이 가장 높았으며 중집단의 경우 B군을 받는 비율이 가장 높았고, 저집단의 경우 C이하를 받는 비율이 가장 높았다. 이는 수업 전 수학에 대한 사전지식의 수준이 성적에 영향을 미치는 것으로 볼 수 있다. 즉, 수업 전 관련 지식이 있는지 여부는 ALEKS 90% 이상 완료와 성적에 연관성이 있는 것으로 나타났다.

초기 지식 집단과 성적에 따라 AI 프로그램 사용시간에 차이는 없는 것으로 나타났다. 통계적으로 유의한 차이를 나타내지는 않았지만 저집단의 경우 1-7주차 ALEKS 사용시간, 8-15주차 ALEKS 사용시간, 총 ALEKS 사용시간 모두 가장 많은 학습시간을 보였다. 이는 사전진단평가에 의해서 결정된 학습량이 저집단에 많이 부여되었고, 저집단 학생들이 성실히 과제를 수행하였음을 알 수 있다. 초기 지식 집단에 따라 중간고사 점수와 퀴즈참여도 점수는 차이가 없는 것으로 나타났다. 중간고사의 경우 각 집단별 중간고사 점수의 25분위수와 75분위수의 구간이 고집단이 다른 집단에 비해 작고 높은 것으로 나타났다. 하지만 중간고사의 평균이 높았기 때문에 변별력이 떨어져 통계적으로 유의미한 결과가 나오지 않았을 가능성이 존재한다. 초기 지식 등급에 따라 기말고사 점수에는 차이가 나타났다. 초기 지식 고집단이 사전 지식 저집단에 비해 높은 기말고사 점수를 받은 것으로 나타났다. 이런 차이는 수업을 듣기 전 많은 초기 지식을 가진 집단이 높은 기말고사 점수를 받았음을 의미한다.

초기 지식 검사에서 높은 점수를 받은 학생들이 높은 시험점수를 받는 것은 예상할 수 있는 결과이다. 하지만 학생들을 AI 프로그램 학습의 사용시간을 보게 되면 저집단 학생들에게 필요한 학습을

제공하고 이것을 반복적으로 익힐 수 있는 기회를 제공했음을 알 수 있다. 따라서 초기 지식 수준이 낮은 학생들에게 상대적으로 많은 양의 과제를 부여한다면 충분한 학습량을 확보하여 학습 효율을 높일 수 있다.

성적 마감 후 학생들은 수강 후기를 통해 대면수업과 ALEKS를 이용한 복습을 할 수 있어 좋았다는 후기를 남겼다. 또한 다수의 학생들이 ALEKS 프로그램 사용 자체 흥미를 느끼고 꾸준히 이용한 것으로 보인다. 기존에 연구에서는 언급했듯이 학생들은 종종 수업 중에 ALEKS를 영어로 이용해야 하는 불편함에 대해서 토로 하였지만 ALEKS 과제 완료율에는 큰 영향을 미치지 않은 것으로 보인다. AI 프로그램은 학습데이터 분석을 통하여 학생과 교수자에게 학생의 초기 지식 수준을 파악할 수 있는 정보를 제공할 뿐만 아니라 자동으로 맞춤형 학습 경로를 제공하여 효과적인 학습을 독려한다. 본 연구에서는 학생들의 사전지식이 성적에 영향을 미치는 것으로 나타나 AI 학습프로그램의 성적에 있어서의 효과성을 볼 수 없었지만, 저집단의 경우 다른 집단에 비해 늘어난 학습량을 확인할 수 있었다. 이는 향후 연구에서 저집단 학생들의 ALEKS 활용과 그 효과를 극대화 할 수 있는 방법에 대한 연구의 필요성을 함의한다.

References

[1] R. G. Santosa, A. R. Chrismanto, “Logistic Regression Model for Predicting First Semester Students GPA category Based on High School Academic Achievement”, Researchers World : Journal of Arts, Science and Commerce, vol. 8, no. 2(1), April 2017, pp. 58-66, doi: 10.18843/rwjasc/v8i2(1)/08.

[2] S. Lee, J. Park, “Consideration of the Correlation between Declining Academic Ability and COVID-19 - through Analysis of National Level Academic Achievement”, Journal of Science Education, vol. 47, no. 3, December 2023, pp. 251-262.

[3] J. Jeon, “Research on the Main Contents and Methods of the Autonomous Major Selection System ('Undeclared Major' System)”, Cultural Exchange and Multicultural Education, vol. 13, no. 3, May 2024, pp. 511-543, doi: 10.30974/kaice.2024.13.3.22.

[4] A. Shemshack, Kinshuk, J. M. Spector, “A comprehensive analysis of personalized learning components”, Journal of Computers in Education, vol. 8, no. 4. April 2021, pp. 485-503, doi: 10.1007/s40692-021-00188-7.

[5] O. A. Awopeju, E. R. I. Afolabi, “Comparative analysis of classical test theory and item response theory based item parameter estimates of senior school certificate mathematics examination”, European Scientific Journal, vol. 12, no. 28, October 2016, pp. 263-284, doi: 10.19044/esj.2016.v12n28p263.

[6] J. L. Funk, R. D. Rogge, “Testing the ruler with item response theory: increasing precision of measurement for relationship satisfaction with the Couples Satisfaction Index”, Journal of Family Psychology, vol. 21, no. 4, December 2007, pp. 572-583, doi: 10.1037/0893-3200.21.4.572.

[7] H. Harati, L. Sujo-Montes, C. H. Tu, S. J. Armfield, C. J. Yen, “Assessment and learning in knowledge spaces (ALEKS) adaptive system impact on students' perception and self-regulated learning skills”, Education Sciences, vol. 11, no. 10, October 2021, pp. 1-21, doi: 10.3390/educsci11100603.

[8] UniMe, “Homepage”, hong.unime.or.kr, https://hong.unime.or.kr/main/main.do, (accessed August 22, 2024).

[9] ALEKS, “Higher ED”, aleks.com, https://www.mheducation.com/highered/aleks.html, (accessed August 22, 2024).

[10] UNTACTEDU, “Introduction to Villain”, untactedu.co.kr, https://www.untactedu.co.kr/product/info.php, (accessed August 22, 2024).

[11] G. J. Hwang, H. Xie, B. W. Wah, D. Gašević, “Vision, challenges, roles and research issues of artificial intelligence in education”, Computers and Education: Artificial Intelligence, vol. 1, January 2020, pp. 1-5, doi: 10.1016/j.caeai.2020.100001.

[12] W. Xu, F. Ouyang, “The application of AI technologies in STEM education: a systematic review from 2011 to 2021”, International Journal of STEM Education, vol. 9, September 2022, pp. 1-20, doi: 10.1186/s40594-022-00377-5.

[13] I. E. Bisen, F. Nalcaci, S. Alagappan, Y. Yildirim, “The State of Education and Artificial Intelligence After the Pandemic”, LJSS, vol. 1, no. 1, June 2021, pp. 88-98, doi: 10.31039/ljss.2021.1.46.

[14] X. Chen, D. Zou, H. Xie, G. Cheng, C. Liu, “Two decades of artificial intelligence in education: Contributors, collaborations, research topics, challenges, and future directions”, Educational Technology & Society, vol. 25, no. 1, January 2022, pp. 28-47.

[15] B. Pejcinovic, D. Duncan, P. K. Wong, M. Faust, G. Recktenwald, “Assessment of student preparedness for freshman engineering courses through assessment of math background”, 2014 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE) Proceedings, October 22-25, 2014, Madrid, Spain, pp. 1-5, doi: 10.1109/FIE.2014.7044006.

[16] G. Hagerty, S. Smith, “Using the web-based interactive software ALEKS to enhance college algebra”, Mathematics and Computer Education, vol. 39, no. 3, Fall 2005, pp. 183-194.

[17] ALEKS, “ALEKS Case Study Arizona State University”, aleks.com, https://www.mheducation.com/highered/blog/2024/04/aleks-case-study-arizona-state-university.html, (accessed August 22, 2024).

[18] E. Hwang, J. Shin, “Exploratory study for introducing and applying an AI-based intelligent learning system on basic science: Focusing on general chemistry class case”, Korean Journal of General Education, vol. 15, no. 6, December 2021, pp. 71-86, doi: 10.46392/kjge.2021.15.6.71.

[19] J. H. Choi, “Class cases and improvement proposal using online-based systems: Focusing on the case of H University”, The Journal of General Education, no. 18, January 2022, pp. 325-348, doi: 10.24173/jge.2022.01.18.11.

[20] Y. Cho, “Effects of AI-based personalized adaptive learning system in higher education”, Journal of The Korean Association of Information Education, vol. 26, no. 4, August 2022, pp. 249-263, doi: 10.14352/jkaie.2022.26.4.249.

[21] E. Burm, Y. -E. Chun, J. Y. Han, “Validation of the effectiveness of AI-based personalized adaptive learning: Focusing on basic math class cases”, Journal of Internet of Things and Convergence, vol. 9, no. 3, June 2023, pp. 35-43, doi: 10.20465/KIOTS.2023.9.3.035.

[22] The jamovi project, “jamovi(Version 2.3) [Computer Software]”, jamovi.org, https://www.jamovi.org, (accessed August 22, 2024).

[23] R Core Team, “R: A Language and Environment for Statistical Computing”, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2024.