

적응형 온라인 학습환경에서 학습자 특성 및 AI튜터 추천문항 학습활동의 학업성취도 예측력 탐색

최민선* · 정재삼**

An Inquiry into Prediction of Learner's Academic Performance through Learner Characteristics and Recommended Items with AI Tutors in Adaptive Learning

Minseon Choi* · Jaesam Chung**

■ Abstract ■

Recently, interest in AI tutors is rising as a way to bridge the educational gap in school settings. However, research confirming the effectiveness of AI tutors is lacking. The purpose of this study is to explore how effective learner characteristics and recommended item learning activities are in predicting learner's academic performance in an adaptive online learning environment. This study proposed the hypothesis that learner characteristics (prior knowledge, midterm evaluation) and recommended item learning activities (learning time, correct answer check, incorrect answer correction, satisfaction, correct answer rate) predict academic achievement. In order to verify the hypothesis, the data of 362 learners were analyzed by collecting data from the learning management system (LMS) from the perspective of learning analytics. For data analysis, regression analysis was performed using the regsubset function provided by the leaps package of the R program. The results of analyses showed that prior knowledge, midterm evaluation, correct answer confirmation, incorrect answer correction, and satisfaction had a positive effect on academic performance, but learning time had a negative effect on academic performance. On the other hand, the percentage of correct answers did not have a significant effect on academic performance. The results of this study suggest that recommended item learning activities, which mean behavioral indicators of interaction with AI tutors, are important in the learning process stage to increase academic performance in an adaptive online learning environment.

Keyword : Adaptive Learning, Recommended Items, AI Tutors, Behavioral Indicators, Prediction of Learner's Academic Performance

1. 서 론

코로나 19 장기화로 학습결손과 학력 격차가 사회적 문제로 대두되고 있다(교육부, 2021b). 학령기 아이들의 학습결손은 단기적으로는 학생의 성장과 발달에 장기적으로는 국가의 발전에 부정적인 영향을 미치므로 이에 대한 적극적인 지원체계 마련이 필요하기 때문이다. 이에 따라 학습결손과 학력 격차를 완화할 수 있는 강력한 도구로 AI튜터를 활용한 개인 맞춤형 교육이 주목받고 있다(매일경제, 2021). 일례로 교육부는 코로나 19로 인해 발생한 학령기 아이들의 학습격차 완화 대응을 위해 학습분석 결과를 기반으로 수준별 콘텐츠를 제공하는 AI튜터 서비스를 학교현장에 적극적으로 도입한다는 계획을 발표하기도 하였다(교육부, 2020; 교육부, 2021a).

AI튜터는 학습자의 학습 이력 데이터를 분석하고, 학습자의 수준과 특성에 맞춰 학습 콘텐츠를 추천하는 시스템으로(조선일보, 2021), 적응형 학습분석 기술로 구현된다. 적응형 학습분석이란 데이터를 수집 및 분석하여 개인화된 학습을 제공하는 학습분석(Learning Analytics) 서비스 개념이다. 학습자가 선택한 주제에 대해 현재 어떤 수준의 이해에 도달했는지를 진단해서 적절한 학습 콘텐츠를 표현(adaptive presentation of content)하는 처방 또는 추천해준다는 특징이 있다(신종호, 최재원, 고옥, 2015; 조용상, 2014).

개인화 서비스를 위한 추천 시스템의 범위는 1990년대 후반부터 2000년대 초반까지 영화와 음악, 책 등이 주를 이루었다. 그러나 2000년대 후반에 접어들면서 추천 시스템의 활용 범위가 넓어져 교육영역에서도 추천 시스템이 적용되기 시작하였다(김용수, 2012). 학습 콘텐츠를 추천하는 방식은 영화·음악·책과 같은 선호도 기반 추천방식과 달리 동적으로 변화하는 학습자 수준을 고려하는 등 실시간 학습자 프로파일링을 구성해야 한다는 어려움이 존재한다(양영욱, 유원희, 임희석, 2014; 이재무, 김두규, 2012). 그러나 적응형 학습분석 기술 발달 덕분에 토익이나

수능과 같은 표준화된 검사의 맥락에서 검사의 출제 범위에 해당하는 문항의 속성값을 정의하고 머신러닝·딥러닝 기술을 적용하게 되면서 교육 분야에서도 문항 콘텐츠를 추천해주는 초개인화된 학습 서비스가 가능하게 되었다(AI타임스, 2021).

현재 교육업계 전반에서는 AI튜터가 문항을 추천하는 적응형 학습분석 기술과 관련된 연구가 시작되고 있다(이데일리, 2020). 그동안 동영상 기반 온라인 학습환경에서 학습성공에 영향을 미치는 중요한 학습활동 행동지표로 학습시간, 학습 질의 건수 등이 주로 연구됐으나(노일경, 이성혜, 2016; Yu and Jo, 2014), 추천문항 기반 적응형 온라인 학습환경에서 학습성공에 영향을 미치는 AI튜터의 추천문항 학습활동 행동지표에 대한 연구는 거의 없는 실정이다.

오프라인 교실 수업 환경에서 교사의 시간적 물리적인 한계를 온라인 학습환경에서 적응형 학습분석 기술이 적용된 AI튜터가 보완하게 되면서 AI튜터의 역할이 학습성공에 중요한 요인으로 작용할 것으로 기대되고 있다(매일경제, 2021). 따라서, 새로운 학습환경에서 학습자 특성과 학습과정을 이해하고 적절한 학습처방을 제공하기 위해 학습성공을 예측하는 예측 요인과 추천문항 학습활동 행동지표를 규명하는 연구가 필요하다.

본 연구는 적응형 학습분석 기술이 제공되는 적응형 온라인 학습환경을 이해하고 AI튜터 서비스의 활용 확산에 기초자료로 활용되는 데 목적이 있다. 이에 본 연구에서는 학습분석학 관점에서 학령기 학습자의 성공적인 학습을 위해 규명되어야 할 학습자 특성 요인과 추천문항 학습활동 행동지표에 대해서 살펴보고자 한다. 이에 따른 구체적인 연구문제는 다음과 같다.

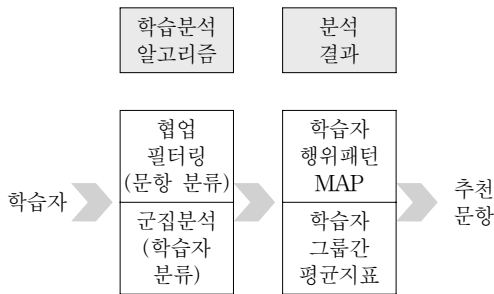
첫째, 적응형 학습분석 기술이 제공되는 적응형 온라인 학습환경에서 학습자 특성과 AI튜터와의 추천문항 학습활동은 학업성취도를 예측하는가?

둘째, 적응형 학습분석 기술이 제공되는 적응형 온라인 학습환경에서 학업성취도 제고에 효과적인 학습활동 행동지표는 무엇인가?

2. 이론적 배경

2.1 적응형 학습분석 기술

적응형 온라인 학습환경이란 적응형 학습분석 기술이 적용되어 개인에게 맞춤형 학습을 제안하는 지능형 학습 서비스가 제공되는 가상 학습공간을 의미한다. 적응형 학습분석(Adaptive Learning Analytics)은 특정 주제에 대한 학습자의 이해 정도를 측정해 세부적인 피드백을 제공하고, 후속 조치로서 관련된 디지털 자원을 학습자에게 제공하는 대표적인 지능형 학습 서비스 모델이다(신종호 외, 2015). 적응형 학습분석 기술이 활용된 사례로는 추천문항 시스템이 있다. AI튜터라고 불리는 추천문항 시스템은 학습자 개인별 인지적 수준과 학습자 개개인의 학습활동 관련 동적인 행위패턴을 분석하여, 학습자 개인별로 다른 문항 콘텐츠를 제공한다.



[그림 1] 추천문항 생성을 위한 학습분석 알고리즘

AI튜터는 [그림 1]과 같이 학습분석 알고리즘을 활용하여 문항 콘텐츠와 학습자를 분류하고, 분석 결과에 따라 학습자에게 수준에 맞는 개별 문항을 추천한다. 이 과정에서 AI튜터는 두 가지의 기능을 수행하게 된다. 첫째, 해당 학습자가 어떠한 학습주제의 문항 콘텐츠를 학습하였는지 학습 이력을 학습한다. 이때 AI튜터는 특정 문항에 대한 학습 이력 뿐만 아니라, 문항 분류 코드(영역, 과목, 단원, 주제), 문항의 유형, 문항 출처, 문항 난이도 등 해당 문항 콘텐츠에 대한 속성까지 모두 학습한다. 둘째, AI튜터는 해당 학습자의 학습 이력과 유사한 학습패턴을 갖는 군집을 결정한다. 이는 해당 학습자에

게 적합한 문항 콘텐츠를 추천하고자 할 때, 이 학습자와 과거 유사한 학습패턴을 보인 학습자들이 학습했던 문항 콘텐츠를 추천하기 위해서이다.

AI튜터는 학습분석 알고리즘으로 협업 필터링(collaborative filtering)을 사용한다(한지원, 임희석, 2015). 협업 필터링은 추천 시스템 중에서 가장 우수한 성능을 나타내는 것으로 알려진 기법으로 아마존의 추천 시스템에서도 사용되고 있다(하승인, 유영범, 정예숙, 2017). 추천문항 시스템에서 협업 필터링은 많은 학습자로부터 얻은 학습행위 패턴에 따라 다른 학습자의 문항 정·오답률을 자동으로 예측하게 해준다. 유사한 학습행위를 한 학습자들을 하나의 프로파일로 묶는 학습자 행위패턴 MAP을 생성하여 군집 내의 학습자들이 공통으로 학습했던 문항 콘텐츠를 추천하는 방식이다. 유사한 학습자를 찾을 때는 Jaccard coefficient, cosine vector 등이 활용되며, 유사도 척도에 따라 학습자 행위패턴 MAP이 달라지므로 유사도 측정은 협업 필터링에서 매우 중요한 요소라 할 수 있다(손지은, 김성범, 김현중, 조성준, 2015).

AI튜터가 문항을 추천하는 과정을 간략하게 설명하면 [그림 2]와 같다. 학습자 2와 학습자 6은 학습패턴이 유사(문항 1, 문항 2, 문항 4, 문항 7, 4문항 응시)하며, 문항반응도 유사(4문항 중 2문항 정답, 2문항 오답)하여 유사한 학습행위를 보여주므로 하나의 프로파일링 군집 그룹으로 묶이게 된다. 이때 AI튜터는 학습자 6의 경우 문항 3에 해당하는 학습주제에 취약할 가능성이 매우 큰 것으로 판단하고 학습자 6에게 문항 3을 추천하게 된다.

학습자 행위패턴 MAP 생성을 위해서는 두 가지 방식의 데이터가 수집된다. 하나는 학습자가 추천문항을 풀고 5점 척도로 만족도를 입력하는 명시적 데이터(explicit data)와 추천받은 문항의 정답 여부와 같은 단순한 이진 데이터(binary data)이고, 다른 하나는 학습자의 클릭 패턴으로 생성되는 학습시간, 정답확인, 오답교정과 같은 암묵적 데이터(implicit rating data)이다. 학습자의 점점 더 다양한 데이터를 수집할 수 있게 되면서 이에 맞춰 보다 차별화된 추천시스템이 지속해서 개발되고 있다(김용수, 2012).

	문항1	문항2	문항3	문항4	문항5	문항6	문항7	문항8
학1	T	T			T			F
학2	F	F	F	T			T	
학3	T		T		T		T	
학4	T					F		T
학5		F	T	T			T	
학6	F	F	?	T			T	
학7		T	F	F	F	T		T

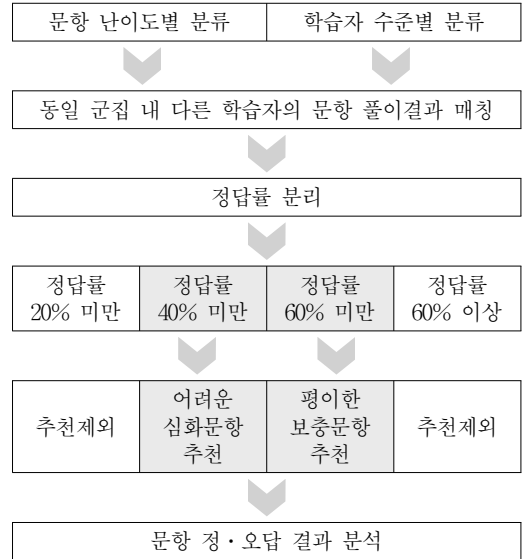
※ 학 = 학습자, T = 정답, F = 오답

[그림 2] 학습자 추천문항 정오답 예측

추천문항 시스템은 책, 문화, 영화 선호도와 같은 다소 정적인 데이터와 달리 학습과정에서 동적으로 변하는 데이터를 분석하여 학습자의 수준을 추정해야 하는 어려움이 존재한다(양영욱 외, 2014; 정화영, 2009). 따라서 AI튜터는 학습분석 알고리즘으로 군집분석을 사용하여 학습자 군집간 평균 지표를 참조하여 문항을 추천하게 된다. 예를 들면 AI튜터는 문항을 추천하기 전에 학습완성도와 같은 학습자의 수준을 파악하는 평가지표를 생성하여 학습자 점수 군집, 최하위권 점수, 최상위권 점수로 평균을 산출한다(채종현, 2018).

AI튜터는 학습자가 속한 군집 평균과 표준편차를 계산하여 학습자가 현재 수준에서 1단계 상승이 가능한 학습자($i+1$)인지 현재 수준에서 취약한 주제를 보완해야 학습자(i)인지 판단하게 되고, 산출 결과에 따라 학습자에게 취약한 주제의 문항을 추천하거나, 학습자가 모든 학습주제에 대해 군집 기준을 상회할 때 1단계 향상된 문항을 추천한다.

동일 군집 내에서도 학습자마다 선별적으로 문항이 추천된다. 추천문항이 생성되는 과정을 도식화하면 [그림 3]과 같이 나타낼 수 있다. 학습자의 인지 수준에 따라 N개(약 5~20개로 기업별 상이)의 군집으로 분류된 학습자와 문항 고유의 난이도 수준(정답률 기준 0%에서 20% 미만은 최상, 20% 이상 40% 미만은 상, 40% 이상 60% 미만은 중, 60% 이상 80% 미만은 하, 80% 이상에서 100%는 최하)에 따라 5개로 분류된 문항을 대상으로 동일 군집 내 다른 학습자의 문항 풀이 결과와 매칭을 하게 된다. 학습자의 학습활동에 따라 정답률이 40% 미만으로



[그림 3] 추천문항 생성 흐름도

어려운 심화 문항이 추천되거나 정답률이 40% 이상 60% 미만으로 난이도가 평이한 보충 문항이 추천될 수 있으며, 반면에 정답률이 20% 미만인 고난도 문항이나 60% 이상인 쉬운 문항은 학업성취도 제고 차원에서 추천에서 제외된다(채종현, 2018).

학습자 그룹 간 평균지표 생성을 위해서 학습자의 인지 수준을 측정한 데이터는 다각도로 수집된다. 학습자의 진단평가 결과 또는 중간평가 결과와 같은 표준화된 검사 결과를 입력하는 명시적 데이터와 학습과정에서 학습자의 클릭 패턴으로 생성되는 정답률 등의 암묵적 데이터이다. 학습자의 인지 수준을 파악할 수 있는 데이터는 추천문항 시스템에서 반드시 수집되어야 하는 필수적인 데이터로 더욱 초개인화된 학습 서비스 제공을 가능하게 하고 있다.

2.2 학업성취도 예측 변인

학습성과로 학업성취도는 학습자가 지식을 습득한 정도로 교육의 결과로 우선적으로 고려되는 중요한 변인이다(김동심, 김실희, 2017). 학령기 학습자에게 학업성취도는 중요한 의미가 있으므로 본 연구에서는 학업성취도를 학습성과로 선정하였다. 학습자의 학업성취도를 예측하는 변인으로는 학습자 수준과

관련된 사전지식, 중간평가와 추천문항 학습활동 행동지표와 관련된 학습시간, 정답확인, 오답교정, 만족도, 정답률을 선정하였다.

사전지식이나 중간평가와 같이 학습자의 지식수준과 관련된 학습자 특성은 학습자 맞춤형 교육 서비스를 위한 필수 분석 요소로 지목되고 있다(민연아, 임동균, 2020; 이새벽, 지혜성, 유원희, 임희석, 2013). 사전지식은 학습의 출발점에서의 학습자의 지식수준으로 오래전부터 대부분의 선행연구(김연희, 임수진, 2020; 서희전, 강명희, 2005; 이현우, 이종문, 차운미, 2021; 이종연, 2002; 정재삼, 임규연, 2000; 홍원준, 임철일, 박태정, 2013)에서 사전지식, 직전학기 기말성적, 직전학기 평점 등은 학업성취도와 정적인 관계로 보고되고 있다. 또한, 중간평가는 학습출발점에서 학습도달점 사이에 학습의 중간 지점에서의 학습자의 지식수준으로 학습분석학 관점에서 접근한 선행연구(우종정, 김보나, 부기동, 2012; 조현국, 2018; Arnold and Pistilli, 2012)에서 과제 성적, 퀴즈 결과, 중간평가 결과 등은 학업성취도와 정적인 관계로 보고되고 있다.

학습시간은 학습자와 추천문항 콘텐츠와의 상호작용 수준을 행동으로 측정할 대리변수이다. 학습분석학 관점에서 온라인 학습환경 맥락에서 연구한 선행연구에서 학습시간은 학업성취도 예측 변인으로 가장 많이 선정되는 변인 중의 하나이다. 그러나 다양한 연구가 수행된 만큼 연구자마다 상반된 결과가 보고되고 있다. 김연희와 임수진(2020)의 연구와 Yu와 Jo(2014)의 연구에서는 학습시간이 학업성취도를 정적으로 예측하는 것으로 나타났으나, 일부 선행연구(Joksimović et al., 2015)에서는 학습시간이 학업성취도를 부적적으로 예측하는 것으로 나타났다. 반면에 다수의 선행연구(김영민, 2008; 노일경 외, 2016; 한경석, 노미현, 2004)에서 학습시간이 학업성취도를 유의하게 예측하지 못하는 것으로 나타났다. 따라서 학령기 학습자를 대상으로 한 적응형 온라인 학습환경에서 학습시간과 학습성과 간의 관계를 살펴보고자 한다.

정답확인, 오답교정, 만족도는 학습자와 AI튜터와의 상호작용 수준을 행동으로 측정할 대리변수

이다. 웹 기반 토론 학습환경에서 교수자와의 상호작용은 대부분의 선행연구(김원경, 황성현, 곽승우, 2006; 우종정 외, 2012; 정인성, 임철일, 최성희, 임정훈, 2000; Agudo-Peregrina et al., 2014; Yu et al., 2014)에서 학업성취도와 정적인 관계로 보고되고 있다. 본 연구에서는 적응형 온라인 학습환경에서 교수자의 역할을 보조하는 AI튜터가 학습자에게 추천문항에 대한 정답확인 피드백을 제공하는 건수, 오답교정 피드백을 제공하는 건수, 그리고 학습자가 AI튜터에게 추천문항에 대해 평가한 만족도를 학습 성과를 예측하는 변인으로 살펴보고자 한다.

정답률은 학습자와 추천문항 콘텐츠와의 상호작용 수준을 나타내는 2차 변수이다. 적응형 학습분석 기술이 적용된 학습환경에서 학업성취도를 예측하는 연구가 거의 없는 만큼 정답률을 학업성취도를 예측하는 변인으로 논의된 바는 찾기 어렵다. 그러나, 정답률은 추천문항을 생성하는 중요 데이터이기 때문에 학업성취도 예측력에 대해 살펴보는 심도 있는 연구가 필요하므로 살펴보고자 한다.

3. 연구방법

3.1 연구대상 및 데이터 수집

본 연구에서는 국내에서 고등학교 학습자를 대상으로 무료 운영하는 적응형 온라인 학습 플랫폼에서 AI튜터 서비스를 이용한 학습자의 학습활동 데이터를 분석대상으로 설정하였다. 적응형 온라인 학습 플랫폼 이용자는 e-나라지표에서 공개하는 통계자료에 의하면 2019년 기준 약 116만 명으로 1일 평균 이용자 수는 약 51만 명 수준이다.

본 연구에서는 절대평가가 적용되고 있는 영어 교과목에서의 학습활동을 중심으로 살펴보았다. 분석대상 표집조건은 학습자의 특성을 파악할 수 있는 3월 평가와 6월 평가, 그리고 최종 학업성취도를 나타내는 9월 평가 데이터를 입력하였으며, 3월부터 9월까지 AI튜터와의 추천문항 학습활동에 참여한 학습자로 하였다. 학습관리시스템(LMS)에서 조건에 부합하는 데이터 추출 결과, 최종적으로 고등

학교 3학년 학습자 362명이 추출되었고, 이에 따라 비식별 데이터의 형태로 정제되지 않은 원자료(raw data)를 수집하였다.

수집된 데이터는 두 가지로 유형으로 구분된다. 하나는 학습자가 학습관리시스템에 직접 입력한 명시적 데이터로 3월 평가(사전지식), 6월 평가(중간평가), 그리고 9월 평가(최종 학업성취도) 데이터가 해당된다. 또 다른 하나는 적응형 학습분석 기술이 적용된 추천문항 시스템에서 학습자가 영어 추천문항 학습활동을 클릭하면서 발생한 암묵적 데이터로 정답확인, 오답교정, 만족도 등의 데이터가 해당된다.

3.2 데이터 분석

학습자 특성(사전지식, 중간평가)과 추천문항 학습활동 행동지표(학습시간, 정답확인, 오답교정, 만족도, 정답률)의 학업성취도 예측력을 규명하고자 수집된 데이터를 다음과 같은 순서로 분석하였다. 첫째, 데이터를 분석에 활용할 수 있도록 전처리를 하였다. 학습시간은 학습자가 추천문항을 추천받은 시각부터 응답을 제출한 시각으로 초단위를 시단위로 변환하였고, 정답률은 추천받은 문항 수 대비 정답을 맞힌 문항 수의 비율을 계산하여 2차변수를 생성하였다. 3월 평가, 6월 평가, 그리고 9월 평가 결과는 한국교육과정평가원의 성적 등급 분할 기준을 참

고하여 최저 1에서 최고 9로 코딩하였다. 0~20점은 1, 21~30점은 2, 31~40점은 3, 41~50점은 4, 51~60점은 5, 61~70점은 6, 71~80점은 7, 81~90점은 8, 91~100점은 9로 표시하였다.

둘째, 기술통계분석을 통해 자료의 경향성을 확인하고, 상관분석을 실시하여 독립변수와 종속변수 간 상관관계를 일차적으로 확인하면서 자료를 탐색하였다. 셋째, 연구문제를 검증하기 위해 선형회귀분석을 실시하고 개별 독립변인의 효과를 확인하였다. 넷째, leaps 패키지가 제공하는 regsubset 함수를 이용하여 가능한 모든 회귀모형을 탐색하고 AI튜터의 역할을 확인하였다. 본 연구에서 수집된 모든 자료는 R 프로그램을 이용하였으며, 유의도는 .05 수준에서 분석되었다.

4. 연구결과

4.1 변수 간의 상호상관행렬 및 기술통계

자료의 경향성을 확인하기 위해 기술통계분석을 하였고, 결과는 <표 1>과 같다. 변수들의 평균은 최저 3.31에서 최고 79.82, 표준편차는 최소 1.13에서 최고 27.51이다. 왜도는 절댓값 최소 .11에서 최고 1.93, 첨도는 절댓값 최소 .22, 최고 .61으로 추정에 영향을 줄 정도는 아닌 것으로 확인되었다(Curran et al., 1996).

<표 1> 상호상관행렬 및 기술통계분석

	1	2	3	4	5	6	7	8
1. 사전지식	-							
2. 중간평가	.79*	-						
3. 학습시간	.09	.14*	-					
4. 정답확인	.12*	.12*	.72*	-				
5. 오답교정	.02	.09	.64*	.60*	-			
6. 만족도	.12*	.30*	.19*	.22*	.11	-		
7. 정답률	-.05	.00	-.08	.03	-.37*	.27*	-	
8. 성취도	.75*	.80*	.25*	.35*	.29*	.29*	-.09	-
평균	66.61	66.72	6.67	32.90	6.21	3.31	79.82	6.16
표준편차	15.70	14.40	4.50	6.90	1.20	1.13	27.51	1.44
왜도	-.21	-.11	1.08	1.93	1.05	-.77	-1.54	-.40
첨도	-.70	-.61	4.49	2.86	6.41	.26	1.55	-.22

* $p < .05$.

변수들의 상관관계를 분석한 결과, 독립변수 중 정답률을 제외하고 여섯 개의 독립변수와 종속변수 관계가 유의하였다. 예측변수 간의 다중공선성을 진단하기 위한 분산팽창요인을 확인한 결과, 최소 1.19에서 최대 3.06으로 예측변수 간의 상관이 문제가 될 정도로 높지는 않음을 확인하였다. 이로써 회귀분석 검증의 기본 가정이 충족되었음을 확인하고 분석을 진행하였다.

4.2 학습자 특성 및 추천문항 학습활동의 학업성취도 예측력 검증

학업성취도에 대한 중다회귀분석의 분산분석표는 <표 2>와 같다.

<표 2> 회귀모형에 대한 분산분석표($n = 362$)

분야	제곱합	자유도	평균 제곱	F	유의 확률
선형회귀분석	805.51	6	134.25	189.54	.000
잔차	251.45	355	.71		
합계	1,056.96	361			

$R^2(\text{adj. } R^2) = .762(.758)$

일곱 개의 독립변수로 학업성취도를 예측하는 모형에 대한 통계적 유의성 검증 결과, 추천문항 정답률은 유의하지 않아 제외되었다. 그 외 사전지식, 중간평가, 추천문항 학습시간, 추천문항 정답확인 피드백, 추천문항 오답교정 피드백, 추천문항 만족도가 포함된 모형의 F 통계값은 189.54, 유의확률은 .000으로 모형에 포함된 독립변수는 유의수준 .05에서 학업성취도를 유의하게 설명하고 있다. 또한, 학업성취도 총변화량의 76.2%(수정 결정계수에 의하면 75.8%)가 모형에 포함된 독립변수에 의해 설명되고 있다.

개별 독립변수의 종속변수에 대한 기여도와 통계적 유의성을 검증한 결과는 <표 3>과 같다. 유의수준 .05에서 학업성취도에 유의하게 영향을 미치는 독립변수는 사전지식($t = 7.69, p = .000$), 중간평가($t = 10.90, p = .000$), 추천문항 학습시간($t = -3.34, p = .000$), 추천문항 정답확인 피드백($t = 5.77, p =$

.000), 추천문항 오답교정 피드백($t = 5.04, p = .000$), 추천문항 만족도($t = 2.13, p = .000$)이며, 학습활동 행동지표 관련 독립변수의 상대적 기여도를 나타내는 표준화 계수에 의하면 추천문항 정답확인 피드백, 추천문항 오답교정 피드백, 추천문항 학습시간, 추천문항 만족도 순으로 학업성취도에 영향을 미치고 있다.

<표 3> 학업성취도에 대한 중다회귀분석($n = 362$)

독립변수	비표준화 계수		표준화 계수	t	유의 확률
	B	표준오차			
사전지식	.03	.00	.34	7.69	.000
중간평가	.05	.00	.49	10.90	.000
학습시간	-.13	.00	-.13	-3.34	.000
정답확인	.01	.00	.23	5.77	.000
오답교정	.02	.00	.18	5.04	.000
만족도	.08	.04	.06	2.13	.034
(상수)	6.16	.04		165.47	.000

학업성취도를 설명하는 독립변수는 후진제거법으로 최종 남아있는 변수로 선택되었으며, 그 관계를 나타내는 직선(회귀식)의 식을 추정한 결과는 다음과 같다.

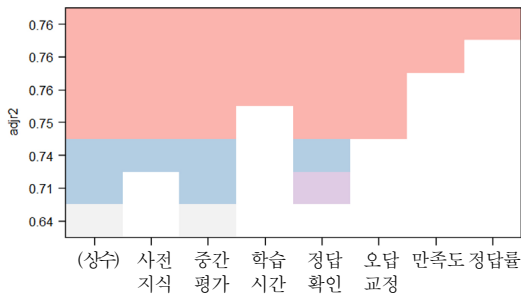
$$\begin{aligned} \text{학업성취도} &= 6.16 + .03(\text{사전지식}) \\ &+ .05(\text{중간평가}) - .13(\text{학습시간}) \\ &+ .01(\text{정답확인}) + .02(\text{오답교정}) \\ &+ .08(\text{만족도}) \end{aligned}$$

도출된 회귀식에 의하면, 학습활동 행동지표로 학업성취도를 예측할 수 있다. 가령, 다른 다섯 개의 독립변수가 동일할 때 추천문항 정답확인 피드백 건수가 1건(100건) 증가하면 학업성취도 등급이 평균적으로 .01등급(1등급) 상승하고, 추천문항 오답교정 피드백 건수가 1건(100건) 증가하면 학업성취도 등급이 평균적으로 .02등급(2등급) 상승하며, 학습자 수준에 맞는 문항 추천으로 만족도가 1점 증가하면 학업성취도 등급이 평균적으로 .08등급 상승할 것임을 예측할 수 있다. 반면에, 학습시간이 1시간 증가하면 학업성취도 등급이 평균 .13등급 하락할

것을 예측할 수 있다.

예측모형은 단순회귀모형의 일반화 가능성이 커지므로, 최종 회귀모형의 결정은 여러 대안 모형을 비교해서 예측 정확도(모형의 데이터 적합도)뿐만 아니라 간명도(모형의 간결함과 재현성)를 고려한 선택이 필요하다(곽기영, 2019). 일반화 가능성이 큰 간명한 학습성취도 예측모형을 찾기 위해 R 프로그램 leaps 패키지가 제공하는 regsubset 함수를 이용하여 가능한 모든 회귀모형을 탐색하고 각 모형의 적합도를 평가하였다.

한 개의 독립변수가 포함된 모형부터 모든 독립변수가 포함된 모형까지 모든 조합을 살펴본 결과는 [그림 4]와 같다. 하단에서 두 번째 보라색 행을 보면 학습성취도 총변화량의 71%가 중간평가와 추천문항 정답확인 피드백에 의해서 설명되고 있으며, 상단에서 세 번째 분홍색 행을 보면 학습성취도 총변화량의 76%가 사전지식, 중간평가, 추천문항 학습시간, 추천문항 정답확인 피드백, 추천문항 오답교정 피드백에 의해서 설명되고 있다.



[그림 4] 회귀모형 그래프

결론적으로 수정된 결정계수와 일반화의 종합적인 관점에서 가장 적합도가 높은 회귀모형은 그래프의 상단에서 세 번째에 있는 사전지식, 중간평가, 추천문항 학습시간, 추천문항 정답확인 피드백, 추천문항 오답교정 피드백 다섯 개의 변수를 갖는 회귀모형이며, 학습활동 행동지표 관련 세 개의 변수는 추천문항 정답확인 피드백, 추천문항 오답교정 피드백, 추천문항 학습시간 순으로 학습성취도에 영향을 미치는 것을 알 수 있다.

5. 논의 및 결론

본 연구에서는 적응형 온라인 학습환경을 이해하기 위해 적응형 학습분석 기술이 적용된 추천문항 시스템, 즉 AI튜터의 특징과 기법에 대해 살펴 보았다. 또한, 실제로 적응형 학습분석 알고리즘을 적용한 추천 시스템에서 표본 데이터를 수집·분석하여 최종 학습성취도 예측에 있어서 학습자 특성(사전지식과 중간평가)뿐만 아니라 AI튜터와의 학습활동 참여수준의 중요성과 효용성을 확인하였다. 특히, 학습활동 행동지표 중 추천문항 정답확인 피드백 건수와 추천문항 오답교정 피드백 건수는 학습성취도에 정적으로 영향을 미치는 것을 확인하였다.

추천문항 학습활동에 소요되는 학습시간은 학습성취도 예측에 부적적인 영향을 미치는 것으로 나타났는데, 과도한 학습시간은 오히려 학습성취도가 하락할 수 있음을 의미한다. 이는 선행연구(김연희 외, 2020; Yu et al., 2014)와 상반된 결과인데, 이와 같은 차이는 학습환경의 차이에 기인하는 것으로 해석된다. 선행연구는 과거 동영상 기반 온라인 학습환경으로 탑재된 동영상 강의를 처음부터 끝까지 시청하는 완강 중심의 학습이 중요한 학습형태였으나, 본 연구가 진행된 학습환경은 모바일 디지털 기기가 보급되고 학습자가 원하는 영역의 학습주제의 문항만 추천받아 학습하는 적응형 온라인 학습환경으로 학습자 개인에게 취약한 영역 중심으로 학습할 수 있다. 따라서 학습환경에 따라 학습형태가 변모하면서 학습성취도에 미치는 영향력이 상반되게 나타난 것으로 해석할 수 있다.

정답률은 유일하게 학습성취도를 유의하게 예측하지 못하는 것으로 나타났다. 이는 학습과정 단계에서의 추천문항 정답률은 학습결과 단계에서의 최종 학습성취도와 직접적인 관련이 없음을 의미한다. 이와 같은 결과는 학습과정 중의 추천문항 정답률은 최종 학습성취도 예측이 아니므로 학습자는 이를 인지하고 꾸준히 학습하는 것이 필요함을 시사한다.

본 연구는 학습자가 AI튜터로부터 추천문항 정답을 확인하는 피드백을 받거나 추천문항 오답을 교정하는 피드백을 받는 학습행동이 학업성취도를 예측하는 중요 요인임을 실증적으로 확인하였다는 데 의의가 있다. 이와 같은 결과는 학습 부진 학습자의 학업성취도를 높이기 위해 학습과정 단계에서 AI튜터와의 상호작용 수준을 높이는 학습처방이 필요함을 시사한다.

본 연구결과는 고도화된 적응형 학습분석 기술을 적용한 AI튜터가 다양한 수준의 학습자들에게 맞춤형 교육을 제공하지 못하는 학교현장의 한계점을 극복하는데 활용될 수 있음을 시사한다. 예를 들면, 교사는 정규수업 과정을 따라가지 못해 보충학습이 필요한 학습자를 대상으로 AI튜터를 보조교사로 활용할 수 있다. AI튜터는 다양한 수준의 학습자가 모여있는 학교현장에서 수업에 흥미를 잃고 따라가지 못하는 학습자에게 맞춤형 추천문항을 제공하는 방식으로 ‘학습 소외’ 학습자들의 학업성취도 제고에 상당 부분 기여할 수 있을 것이다.

본 연구는 학습자의 특성과 AI튜터 추천문항 학습활동의 학업성취도 예측력을 검증하면서 새로운 학습환경으로써 적응형 온라인 학습환경을 이해하고자 하였다. 그러나, 본 연구에서는 주효과만을 고려하고 학습자 특성과 추천문항 학습활동 관련 독립변인들의 특정 조합이 갖는 상호작용 효과를 고려하지 못하였다. 또한, 본 연구에서 분석한 연구대상은 고등학교 학습자의 데이터에 한정해서 분석했다는 점에서 연구의 결과를 모든 연령대의 학령기 학습자에게 일반화시켜 해석하는 데에는 무리가 있을 수 있다. 향후 상호작용 효과를 고려한 연구를 통해 본 연구의 결과를 발전시키거나, 초등 또는 중학생을 대상으로 한 연구를 통해 본 연구의 결과를 일반화한다면 더욱 실효성 있는 시사점을 제공할 수 있을 것이다.

최근 데이터의 양적인 증가와 학습분석 기술의 발달로 학업성취도 예측 분석에 대한 다양한 시도가 이루어지고 있으나, 적응형 온라인 학습환경에서 데이터를 수집한 실증연구는 많지 않다. 전통적인 등

영상 기반 학습환경에만 적용 가능한 학업성취도 예측모형 연구결과를 새로운 적응형 학습환경에 적용하기에는 한계가 있다. 향후 이러한 문제점을 해결하기 위해 AI튜터 서비스 고도화 방안에 도움이 되는 실증 연구가 많이 행해져야 할 것이다.

참고문헌

- 고민서, “AI 활용교육 年40%대 급성장…코로나發 학습격차 메운다”, 매일경제, 2021. 5. 14.
- 곽기영, “R을 이용한 통계데이터분석”, 서울, 도서출판 청람, 2019.
- 교육부, “17천여 편의 온라인 콘텐츠와 인공지능(AI) 학습 지원으로 수준별 자기주도적 학습 서비스 강화”, 보도자료, 2021a. 5. 27.
- 교육부, “2020년 국가수준 학업성취도 평가 결과 및 학습 지원 강화를 위한 대응 전략 발표”, 보도자료, 2021b. 6. 1.
- 교육부, “인공지능, 학교 속으로! 인공지능(AI), 초등 수학 고우 도우미로, 고교 진로 선택 과목으로 도입”, 보도자료, 2020. 9. 11.
- 구아현, “인공지능(AI)으로 영어교육이 확 달라지고 있다”, AI타임스, 2021. 6. 2.
- 김동심, 김실희, “학업복귀 성인학습자의 자기조절 학습 및 성취도 예측변인 검증”, *평생학습사회*, 제13권, 제4호, 2017, 129-150.
- 김연희, 임수진, “기계학습을 활용한 대학생 학습결과 예측 연구”, *한국콘텐츠학회논문지*, 제20권, 제6호, 2020, 695-704.
- 김영민, “e-learning에서 물류 학습자 특성이 물류 학업 성취도에 미치는 영향에 관한 연구”, *유통경영학회지*, 제11권, 제4호, 2008, 151-170.
- 김용수, “개인화 서비스를 위한 추천 시스템의 연구 동향”, *IE 매거진*, 제19권, 제1호, 2012, 37-42.
- 김원경, 황성현, 곽승우, “사이버대학에서 교수자-학습자 간, 학습자-학습자 간 상호작용이 학업성취도에 미치는 영향”, *교육정보미디어연구*, 제12권, 제1호, 2006, 23-46.

- 김정현, “이르면 올해 서울 초·중·고에 민간 ‘인공지능 선생님’ 도입 추진”, *조선일보*, 2021. 2. 9.
- 김호준, “AI·AI 또 AI…인공지능에 사활 건 교육업계”, *이데일리*, 2020. 5. 24.
- 노일경, 이성혜, “재직 학습자의 원격고등교육과정에서의 학습활동 특성 및 학업성취 영향 변인 분석 : 학습분석을 적용하여”, *평생학습사회*, 제12권, 제4호, 2016, 53-78.
- 민연아, 임동균, “소규모학습그룹의 학습자 맞춤형 교육을 위한 비정형데이터분석 연구”, *한국인터넷방송통신학회논문지*, 제20권, 제5호, 2020, 89-95.
- 서희전, 강명희, “온라인 학습공동체에서 학습자 특성, 학습자간 상호작용, 학습결과 간의 관계 분석”, *교육공학연구*, 제21권, 제2호, 2005, 1-28.
- 손지은, 김성범, 김현중, 조성준, “추천 시스템 기법 연구동향 분석”, *대한산업공학회지*, 제41권, 제2호, 2015, 185-208.
- 신종호, 최재원, 고옥, “대학교육에서 학습분석 적용에 관한 탐색적 연구 : 교수자의 관점을 중심으로”, *교육공학연구*, 제31권, 제2호, 2015, 223-252.
- 양영욱, 유원희, 임희석, “실시간 학습자 프로파일링을 이용한 적응적 학습 시스템”, *디지털융복합연구*, 제12권, 제2호, 2014, 467-473.
- 우종정, 김보나, 부기동, “학습참여활동이 학습효과에 미치는 영향력 검증에 대한 연구 : O 사이버 대학 LMS 중심으로”, *한국정보기술학회논문지*, 제10권, 제4호, 2012, 97-103.
- 이새벽, 지혜성, 유원희, 임희석, “실시간 학습평가 및 학습 액티비티 결과 수집을 이용한 학습자 프로파일링”, *한국컴퓨터교육학회 학술발표대회논문집*, 2013, 119-122.
- 이재무, 김두규, “동적 링크를 지원하는 적응형 학습 시스템의 구현”, *한국정보교육학회*, 제16권, 제3호, 2012, 275-282.
- 이종연, “웹 기반 교육에서 학습자의 자기주도성 및 사전지식과 전달전략이 학습만족도와 학업성취도에 미치는 영향”, *교육공학연구*, 제18권, 제3호, 2002, 3-25.
- 이현우, 이종문, 차운미, “머신러닝 기반의 학업성취 예측 모형 탐색”, *교육방법연구*, 제33권, 제1호, 2021, 29-46.
- 정인성, 임철일, 최성희, 임정훈, “평생교육을 위한 웹 기반 학습에서 상호작용 유형에 따른 효과 분석”, *교육공학연구*, 제16권, 제1호, 2000, 223-246.
- 정재삼, 임규연, “웹 기반 토론에서 학습자의 참여도, 성취도 및 만족도 관련 요인의 효과 분석”, *교육공학연구*, 제16권, 제2호, 2000, 107-135.
- 정화영, “문항난이도를 이용한 웹 서비스 기반의 적응적 이러닝 시스템”, *한국인터넷정보학회*, 제10권, 제3호, 2009, 151-157.
- 조용상, “학습 분석 기술 활용 가능성 및 전망 : 유즈 케이스와 서비스 모델”, *한국통신학회지(정보와통신)*, 제31권, 제12호, 2014, 73-80.
- 조현국, “머신 러닝을 활용한 이러닝 학습 환경에서의 학습자 성취 예측 모형 탐색”, *학습자중심교과교육연구*, 제18권, 제21호, 2018, 553-572.
- 채종현, “머신러닝 기반의 학습분석기술 적용 사례”, 2018 이러닝 코리아 발표자료, 2018. 9. 15.
- 하승인, 유영범, 정예숙, “기계 학습에 기초한 추천시스템 알고리즘에 대한 연구”, *한국서비스경영학회 학술대회*, 2017, 185-195.
- 한경석, 노미현, “데이터마이닝 가상강의의 효과와 만족도에 영향을 미치는 주요 요인 분석”, *Korea Business Review*, 제7권, 제2호, 2004, 37-55.
- 한지원, 임희석, “적응적 학습을 위한 협업 필터링 기반 추천시스템”, *한국컴퓨터교육학회 학술발표대회논문집*, 2015, 157-160.
- 홍원준, 임철일, 박태정, “동영상 강의 분할시간이 학습성취에 미치는 영향 : 스마트폰을 활용한 모바일 학습환경을 중심으로”, *한국콘텐츠학회논문지*, 제13권, 제12호, 2013, 1048-1057.
- Agudo-Peregrina, Á.F., S. Iglesias-Pradas, M. Á. Conde-González, and Á. Hernández-García,

- “Can we predict success from log data in VLEs? Classification of interactions for learning analytics and their relation with performance in VLE-supported F2F and on-line learning”, *Computers in Human Behavior*, Vol.31, 2014, 542-550.
- Arnold, K.E. and M.D. Pistilli, “Course signals at Purdue : Using learning analytics to increase student success”, *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 2012, 267-270.
- Curran, P.J., S.G. West, and J.F. Finch, “The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis”, *Psychological Methods*, Vol. 1, No.1, 1996, 16-29.
- Joksimović, S., D. Gašević, T.M. Loughin, V. Kovanović, and M. Hatala, “Learning at distance : Effects of interaction traces on academic achievement”, *Computers and Education*, Vol.87, 2015, 204-217.
- Yu, T. and I.H. Jo, “Educational technology approach toward learning analytics : Relationship between student online behavior and learning performance in higher education”, *Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 2014, 269-270.

◆ About the Authors ◆



최민선 (mschoi@ebs.co.kr)

이화여자대학교 교육학과에서 학사학위를 취득하였고, 이화여자대학교 교육공학과에서 박사과정을 수료하였다. 현재 한국교육방송공사에서 정부·공공 부문 교육사업 기획 업무를 담당하고 있다. 주요 관심분야는 인공지능(AI) 활용 교육, 학습분석, 학습진단/학습처방, 예측 분석, 적응적 학습, 지능형 학습 지원 모델을 포함한다.



정재삼 (chungj@ewha.ac.kr)

미국 인디애나대 교수체계공학과(IST)에서 박사학위를 취득하였고, 현재 이화여자대학교 교육공학과 교수로 재직 중이다. 정부·공공부문과 기업·민간부문에서 주요 교수설계/인재개발 프로젝트에 관여하고 있으며, 교육공학회(KSET)의 학회장을 역임하였다. 주요 연구분야는 교수설계(ID), 프로그램 평가, 전략적 인적자원개발, 적응적 학습과 애자일 퍼포먼스를 포함한다.