



사용자 특성에 따른 인공지능 학습 추천 시스템 활용도 차이 분석*

Analysis of differences in AI learning recommendation system utilization based on user characteristics

황수연[†] · 김자미^{††}
Sooyoun Hwang[†] · Jamee Kim^{††}

요약

본 연구는 기업 이러닝에서 사용자 특성에 따른 인공지능 학습 추천 시스템의 활용성에 대한 차이분석을 통해 AI 학습 추천 시스템 적용 시, 사용자에게 따른 이러닝 플랫폼의 사용성을 높일 수 있는 기초 데이터를 제시하는 데 목적이 있다. 목적 달성을 위해 AI 학습 추천 시스템이 적용된 직무교육용 이러닝을 이용하여 교육받은 207명의 재직자를 대상으로 연구를 진행하였다. 연구 결과, 경력에 따라 자기효능감과 자기주도성, 학습 목표달성도 변인에서 유의한 차이를 나타냈다. 학습 후, 학습시간 증진 변인은 성별, 연령, 경력 기간에 따라 모두 통계적으로 유의한 차이를 나타냈다. 이러닝 사용자의 성별, 연령, 직무, 산업군에 따른 이러닝 만족도, 목표 달성도, 학습 후 태도변화에서 유의한 결과가 나타나지 않은 점에서 직무교육용 이러닝 적용의 범용성을 시사한다. 본 연구는 향후 AI 기반 학습 추천 시스템을 적용에 대한 실질적인 데이터를 제시했다는 점에서 의의가 있다.

주제어 인공지능 기반 학습 추천 시스템, AI 학습 큐레이션, 이러닝, 성인학습자, 이러닝 활용도

ABSTRACT

The purpose of this study is to provide foundational data to enhance the usability of e-learning platforms by analyzing differences in the utilization of an artificial intelligence (AI)-based learning recommendation system according to user characteristics in corporate e-learning environments. To achieve this goal, the study was conducted with 207 employees who participated in job-related e-learning programs incorporating an AI learning recommendation system. The results revealed significant differences in self-efficacy, self-directedness, and learning goal achievement depending on career experience. After learning, the variable of increased learning time showed statistically significant differences according to gender, age, and length of career. However, no significant differences were found in e-learning satisfaction, goal achievement, or attitudinal changes after learning based on users' gender, age, job type, or industry, suggesting the general applicability of e-learning for job training purposes. This study is significant in that it provides practical data for the future application of AI-based learning recommendation systems in corporate e-learning environments.

Keywords AI-Learning recommendation system, AI Learning Curation, E-learning, Adult Learner, e-learning Usability

†정회원 고려아카데미컨설팅
††중신회원 고려대학교 교육대학원 컴퓨터교육전공
 부교수 (교신저자)
논문투고 2025년 05월 26일
심사완료 2025년 10월 14일
게재확정 2025년 11월 12일
발행일자 2026년 01월 06일

* 본 논문은 제1저자의 고려대학교 교육대학원 석사학위논문 일부를 발췌하여 요약, 정리한 것임.

1. 서론

디지털 기기의 발달, COVID 19 등과 AI·디지털 시대로의 변화 등 사회 전반의 패러다임이 변화되고 있다[1-3]. 교육에서도 예외는 아니어서 온라인과 오프라인에 구분 없이 다양한 디지털 기기와 인공지능 기술 등이 적용된 교육 서비스가 확대되고 있다. 온라인에서 이루어지는 이러닝은 초중고 정규 교과에 대한 내용부터 직무교육, 개인의 자기계발 등 많은 분야에 적용되고 있다[4-6]. 2024년에 보고된 국내 이러닝 산업실태 조사에 따르면 이러닝 이용 현황은 62.2%로 전년 대비 1.4%p 증가한 것으로 보고되었다. 이용이 가장 많은 분야는 직무(25.7%)이며, 매출이 가장 높은 대상은 기업 재직자로 40.3%이다. 이러닝에 대한 이용 비율이 해마다 증가함에도 불구하고 다음과 같은 단점이 제기되고 있다. ‘집중력 저하’, ‘질문의 불편함’ 등으로 인해 오프라인 교육보다 낮은 교육 효과성이 제기되고 있으며, ‘희망하는 콘텐츠 수 부족’도 교육의 효과를 낮추는 요인으로 보고되었다[7]. 단순 콘텐츠 퀄리티에 대한 부분을 포함하여 이러닝 환경의 인터페이스 등의 시스템에 대한 개선이 요구된다.

최근에는 이러닝 이용의 다양한 문제점을 해결하고자 인공지능 기술이 적용된 연구에 대한 관심이 증대되고 있다[8]. 이러닝 시스템에는 다양한 인공지능 기술이 활용되고 있는데 대표적인 것은 학습자 데이터를 기반으로 한 콘텐츠 추천, AI 튜터, 생성형 AI를 이용한 챗봇 등이다. 시스템 측면에서 인공지능 기술의 사용은 학습자의 학습 흐름을 따라갈 수 있다는 점에서 맞춤형 학습에 기여할 수 있다[9-11]. AI 기술은 학습자의 이러닝 활용에도 영향을 미쳤으며, 결과적으로 이러닝 참여자의 학습 목표 달성 및 자기주도적 학습태도에 긍정적인 영향을 미친다는 결과가 보고되었다[12].

선행 연구를 살펴본 결과, 국내에서 이루어진 인공지능 기반 이러닝 시스템에 관한 연구는 대부분 초중고 교과과정에 집중되어 있다. 박만구 외(2020), 임영빈 외(2021), 김상홍(2024), 황지유 외(2024)는 초등학생을 대상으로 수학교육에 대한 연구를 진행했으며, 김부열 외(2022)는 중학생 대상의 전반적인 학업성취도에 대한 연구를 진행하였다. 김호연 외(2025)는 고등학생을 대상으로 인공지능 기반의 과학학습 모듈에 관한 연구를 진행하였다[13-18]. 성인교육에 관한 연구는 김충일 외(2015), 이진숙 외(2021), 임종태 외(2021)는 대학에서 수강신청 시스템과 관련된 이러닝 시스템에 대한 연구를 진행하거나 대부분 교과 과정의 효과를 검증하기 위한 것으로 학습 추천 알고리즘 개발과 개발된 알고리즘의 효과 검증 등이 연구되었다. 기업 HRD 분야에서는 재직자를 대상으로 AI 기술을 적용한 사내교육용 학습 사이트의 추천 시스템 구축 사례가 연구되었으나, 한정된 기업의 근로자를 대상으로 자체 이러닝 시스템을 위한 개발 연구로 동일한 학습환경에 노출된 연구대상으로 제한된 표본에 기반한 연구인 점에서 범용적이지 못하다는 한계가 있다[19-22].

기존의 연구는 대부분 같은 학교의 학생, 같은 기업의 조직원 등 제한된 표본에 기반한 연구로 이러닝에서 중요 요인인 외적 환경 요인을 배제할 수 없기 때문에 다양한 환경에서 학습에 참여하는 이러닝 사용자에게 적용하는 데 한계가 있다. HRD 관점에서 대기업 중심으로 편향된 연구를 벗어나 보다 범용적 관점에서 각각의 조직 환경에서 근무하는 학습자를 대상으로 인공지능 플랫폼의 사용성을 검증할 필요가 있다.

본 연구는 국내 기업 비율의 99% 이상을 차지하는 중소기업에서 주로 채택하고 있는 임대형 이러닝 플랫폼에서 사용자들의 이러닝 활용 정도를 분석하였다. 인공지능 시스템이 적용된 이러닝을 도입하여 현장에서 교육의 다양성과 실용성을 높이기 위해 AI 시스템 사용이 개인 학습 태도에 미치는 영향의 정도에 대한 연구가 필요하다. AI 기술을 활용한 이러닝 플랫폼이 개별화 학습을 목표로 하는 만큼 학습자의 특성 반영과 시스템을 사용한 학습자 의견을 반영할 필요가 있다.

본 연구는 국내 이러닝 이용 비율이 높게 나타난 ‘직무’분야에서 학습한 대상자를 중심으로 학습자의 일반적 특성인 성별, 연령, 경력, 산업군에 따른 인공지능 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝 활용도에 대한 집단 간 차이를 분석하고자 한다. 임대형 이러닝 플랫폼을 이용하는 중소기업 재직자인 학습자 의견을 분석하고, 이를 기반으로 향후 범용적 인공지능 학습 추천 시스템을 현장에 적용하는 데 초기 세팅에 필요한 자료를 제공하기 위한 목적으로 진행되었다. 이러한 목적에 따른 연구문제는 다음과 같다.

[연구문제 1] AI 추천 시스템 적용된 이러닝에서 학습자의 성별, 연령, 경력, 산업군에 따른 자기효능감에 차이가 있는가?

[연구문제 2] AI 추천 시스템 적용된 이러닝에서 학습자의 성별, 연령, 경력, 산업군에 따른 자기주도성에 차이가 있는가?

[연구문제 3] AI 추천 시스템 적용된 이러닝에서 학습자의 성별, 연령, 경력, 산업군에 따른 이러닝 학습 효과성에 차이가 있는가?

2. 관련 연구

2.1 인공지능 추천 시스템

인공지능 추천 시스템은 이용자의 개별 데이터와 과거 검색 이력을 바탕으로 관심을 가질만한 콘텐츠, 상품을 선별(filtering)하여 제시하는 서비스이다[13]. 이러닝에서 인공지능 추천 시스템은 이러닝 참여자의 학습 성향, 수준, 역량에 대한 강점과 약점을 파악하여 학습자에게 필요한 콘텐츠를 큐레이팅(Curating)하는 것을 의미하며, 개별화된 추천 시스템은 교육 효과성, 효율성, 지속성을 높일 수 있다고 보고되고 있다[12].

규칙 기반(Rule-based) 추천 모델은 인터넷 유저의 행

동 패턴을 분석하여 일정한 규칙을 찾아내는 방법으로 구매 성향이나 필요한 정보를 예측하여 이용자가 필요할 것으로 추측되는 서비스를 제안하는 데 주로 활용된다. 이러한에서는 학습자가 학습을 희망하는 카테고리를 선택하면 이에 기반한 콘텐츠를 추천하거나, 이러닝 사이트에 접속한 학습 요일과 접속 시간을 기반으로 학습 독려를 진행하는 것에 활용된다.

콘텐츠 기반(Content-based) 추천 모델은 인터넷 유저의 검색 기록과 자체 정보를 기반으로 한 필터링 연구에서 시작하였다. 콘텐츠는 정형/비정형 데이터 활용이 모두 가능하다. 온라인 쇼핑몰에서 고객이 관심 가질만한 상품을 추천하기 위해 고객의 구매 이력, 검색 기록 등을 분석하여 적용하는 아이템 기반 추천 모델과 유사하다. 고객 데이터의 유사도를 측정하고, 특정 상품의 특징을 분석하여 그 결과값이 높은 순서대로 추천한다. 콘텐츠 기반(Content-based) 추천 모델의 장점은 신규 학습자에 대한 정보가 부족하여 콘텐츠를 추천하지 못하는 상황에 대응할 수 있다. 학습자의 학습 데이터가 부족해도 콘텐츠의 누적 데이터를 활용하여 신규 학습자에게 유사도 값이 높은 학습 콘텐츠를 추천할 수 있다. 즉, 초기 데이터 부족(Cold Start Problem)을 해결할 수 있다. 단점은 콘텐츠의 피상적인 특징으로만 추천될 수 있으며, 추천 유용성을 높이기 위해서는 더 고도화된 기술이 필요하다[19-23].

협업 필터링(Collaborative Filtering)은 콘텐츠별 특정 사용자의 선호도와 다른 사용자의 유사도를 측정하여 특정 사용자가 선호할 것으로 판단되는 콘텐츠를 추천하는 기법이다. 나아가 특정 사용자와 유사한 경향성을 가진 사용자들이 관심을 가질만한 콘텐츠를 추천하는 알고리즘이다. 콘텐츠 이용자 간의 유사도와 콘텐츠별 선호도를 분석하여 특정 사용자가 선호할 것으로 추정되는 콘텐츠를 제시하는 것을 사용자 기반(User-Based) 협업 필터링(Collaborative Filtering)이라고 한다[19, 24]. 이러닝 사이트에서 사용자 기반(User-Based) 협업 필터링(Collaborative Filtering)을 적용하면 특정 학습자가 강의 콘텐츠에 대해 제시한 만족도에 따라 이와 유사한 만족도를 제시한 다른 학습자에게 특정 학습자가 수강한 강의를 추천하거나, 학습자의 경험 데이터(검색 이력, 콘텐츠 재생시간, 학습사이트 접속시간 등)와 일반적인 특성(성별, 연령, 직무)을 활용하여 개별화된 강의 콘텐츠를 추천할 수 있다[13-15, 19-22].

2.2 성인 대상, 이러닝 부문의 AI 추천 시스템

성인 대상의 인공지능 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝 시스템은 시스템 개발 사례 연구 혹은 이러닝 시스템의 사용성 분석에 관한 연구가 다수를 이루고 있다.

교육기관 외에 성인을 대상으로 한 이러닝 서비스에서 AI 학습 추천 시스템에 대한 첫 번째 연구 사례는 Coursera 중심으로 학습자 특성 데이터 기반의 추천 시스템을 제안하였다. 기존의 키워드 기반의 유사도 계산으로 콘텐츠 추천 방식에서 이러닝 참여자의 관심도 학습 희망 분야, 수강

기간, 난이도 등 개인화된 학습 목적과 상황에 따른 데이터를 통합하여 유사도를 산정하였으며, 추천 결과는 각 요소의 기여도를 시각적으로 제공하여 학습자가 해당 콘텐츠의 추천 사유를 이해할 수 있도록 하였다. 다만, 해당 연구는 콘텐츠에 대한 추천 점수 산정 시, 텍스트 유사도 외에 콘텐츠 평점, 수강자 인원수 등을 정량적 요소로 적용하여 가중치를 부여하였기에 이러닝을 처음으로 도입하는 곳이나 신규 학습자(Cold Start User)만으로 이러닝 시스템을 도입하는 곳에서는 학습과 관련된 데이터 부족으로 도입 초기에는 적합도가 낮은 콘텐츠가 추천될 수 있다. 또한 해당 연구는 가상의 시나리오 기반 실험으로 실질적인 데이터를 활용한 추가 연구의 필요성이 있다[24].

다음 사례는 기업 HRD 부문에서 AI 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝 시스템 연구 사례로 기업에서 자체적으로 학습 추천 시스템을 구축한 3곳을 선정하여 실제 현장에서 발생하는 데이터를 기반으로 이러닝 시스템 구축 과정을 분석하였다. 선행 연구에 따르면 학습 추천 시스템을 투입 시, 학습자들의 학습빈도와 만족도 상승 등의 부문에서 긍정적인 결과가 나타난 것으로 확인되었으나 해당 연구는 특정 대기업의 사례, 실제 학습자 의견이 배제된 연구라는 점에서 한계점이 존재한다[22].

이 외에 성인 대상의 이러닝 관련한 기존 연구들은 지정된 콘텐츠를 정해진 기간 안에 수료하는 방식의 이러닝 시스템을 활용한 학습 효과성에 관한 연구는 많았으나, 인공지능 학습 추천 시스템의 활용성 혹은 학습자 특성(성별, 연령, 경력, 산업군 등)에 따른 이용자 중심의 이러닝 시스템 사용성 분석에 관한 연구는 미흡하였다[25, 26]. 직무교육 등 이러닝을 사용하는 성인학습자의 수가 매년 통계적으로 늘어남에 따라 별도의 실증적인 연구가 필요하다. 즉, 이러닝 환경에서 범용적인 인공지능 시스템 활용도 분석을 위해 성인학습자를 대상으로 한 인공지능 학습 추천 시스템의 활용도에 관한 연구가 필요함을 시사한다.

2.3 이러닝 활용성 관련 변인

이진구 외(2023)는 HRD분야의 2005년부터 2023년까지의 논문 총, 454건을 대상으로 네트워크 분석 및 토픽 모델링 분석한 결과, 상위권 키워드 중 개인 학습태도에 관한 키워드는 자기효능감과 자기주도성인 것으로 나타났다. 이는 자기효능감과 자기주도성이 HRD분야에서 장기간 중요한 연구 주제로 활성화되어 있는 것을 의미한다[27].

성인의 자기효능감은 주어진 상황에서 특정 업무를 완수하는데 자신의 능력에 대한 믿음 또는 기대감을 의미한다[28]. 직업인으로서 자기효능감은 경력행동에 있어 가장 높은 영향을 미치는 중요한 요인이다[29]. 성인의 학습 참여와 관련된 연구 결과에 따르면 자기효능감이 높을수록 학습 몰입 수준이 높으며 일상에서 새로운 것을 수용하는 태도에 관한 연구에서는 새로운 기술을 습득할 때, 기술의 유용함을 주체적으로 판단하는 능력을 포함한다[31, 32]. 종합하면, 자기효능감은 학습·일상·업무환경에 자기효능감이 적용

되며 새로운 지식이나 기술을 습득하거나 할 때 자신이 해낼 것이라는 믿음으로 정의할 수 있다. 본 연구는 인공지능 학습 추천 시스템이 적용된 환경에서 학습자들이 이전과 달라진 학습 플랫폼을 활용하여 교육에 참여할 수 있다는 새로운 기술 수용에 대한 학습 태도 검증의 관점에서 자기효능감 요인을 선정하였다.

자기주도성은 학습 능력에 있어 시공간 제약 없이 언제 어디서나 진행되는 이러닝 참여에 매우 중요한 요소로 학습자가 스스로 목표를 세우고, 자원을 선택하여 학습 과정 선택, 지속적인 성취와 동기 유발을 이끄는 것을 의미한다 [25]. 이러닝 참여자에 대한 연구에 따르면 자기주도성이 높은 학습자는 이러닝 몰입도가 높게 나타났으며, 학습에서 습득한 지식과 태도를 실생활에 적용하는 수준이 높게 나타났으며, 학습동기에 대한 요인 연구에서 교육의 가치를 높다고 인지한 학습자는 학습 적극성이 높다고 보고되었다 [26, 36]. 자기주도성이 높은 학습자는 학습지속의향이 높으며, 원격수업에서 학습자의 자기주도성과 학습만족도는 모두 유의한 상관관계가 있는 것으로 나타났다[37, 38]. 본 연구는 구독형 이러닝 플랫폼을 활용하여 수많은 콘텐츠 중 학습자 본인의 목표에 따라 카테고리, 수준 등을 스스로 선택하고, 6개월간 주체적으로 학습을 계획하여 참여해야 한다는 점에서 자기주도성을 변인으로 선정하였다.

학습 효과는 이러닝 사용자가 스스로 이러닝을 사용으로 본인에게 학습 욕구 충족 및 업무적으로 긍정적인 영향을 미친다고 느끼는 정도를 의미한다. 선행 연구에 따르면 이러닝 학습 효과는 만족도, 성취도, 지속도, 몰입에 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났다[30].

기업교육에서 학습 만족도는 사용자의 동기부여와 교육의 효과성을 제시하는 지표로 사용되고 있으며, 학습 전이와 영향 관계에서 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다 [33]. HRD 분야 연구에 기업 이러닝 효과성을 이러닝이 학습자 개인의 직무능력에 미치는 효과로 정의하였다[34]. 본 연구에서는 AI 학습 추천 시스템의 활용성을 분석하기 위해 학습 효과 변인에서 이러닝 플랫폼의 기능 만족도, 학습 시작에 계획한 목표에 도달한 정도, 이러닝 플랫폼을 사용 후 학습 시간 증진에 미친 영향을 변인으로 설정하였으며, 선행 연구를 바탕으로 기업교육의 특성을 반영하여 학습한 내용의 현업적용도 요인을 추가하여 학습자 반응평가를 진행하였다.

3. 연구 방법

3.1 연구 절차

본 연구는 기업 이러닝 참여자 특성에 따른 인공지능 학습 추천 시스템의 효과성을 분석하기 위해 고용노동부 주관의 사업주훈련과정으로 운영되는 이러닝 학습사이트를 활용하였다. 연구 절차는 첫째, AI 학습 추천 알고리즘에 관하여 연구 분야별, 대상별로 선행 연구와 사례를 분석하였

다. 둘째, 선행 연구를 바탕으로 설문문항을 구성하였다. 문항의 내용 타당도를 확보하기 위해 교육학 및 통계학 석·박사 6인과 이러닝 기획자 5인, 이러닝 플랫폼 1년 이상 사용자 2인을 대상으로 예비 조사하여, 최종 21개 문항을 선정하였다. 셋째, 학습 수료 기준은 고용보험 환급과정에서 교육비 환급 기준을 그대로 수용하여 이러닝 수강시간 15시간의 수료 기준으로 반영한 1차 층화추출, 학습자의 정기적인 이러닝 참여도를 반영하기 위해 1주일에 한 번 이상 접속하여 1개월에 5일 이상 접속한 참여자를 2차 층화추출하였다. 넷째, 온라인 설문을 통해 수집된 응답 207건을 표본으로 학습자의 성별, 연령, 경력, 산업군에 따른 이러닝 학습효과를 분석하였다. 연구 절차는 Figure 1과 같다.

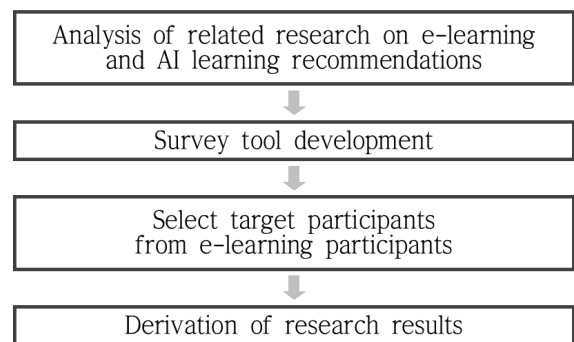


Figure 1. Process of study

3.2 연구 환경

연구의 목적 달성을 위해 K사의 기업용 임대형 이러닝 플랫폼을 선정하였다. 기업용 임대형 이러닝 플랫폼은 표준화된 이러닝 플랫폼을 기업에 제공하는 것으로 이러닝 참여자는 구독 기간 중 플랫폼에 업로드된 1만 개 이상의 직무교육용 콘텐츠를 자유롭게 수강할 수 있다. K사의 이러닝 플랫폼은 연간 7,000명 이상의 중소기업 근로자를 대상으로 운영하여 충분한 표본 집단을 확보할 수 있으며, 학습자 성별, 연령, 경력, 산업군을 중심으로 AI 솔루션 전문 기업과 협업하여 6개월 간의 개발 기간을 통해 AI 서비스를 제공하고 있다. 적용된 AI 추천 시스템의 주요 솔루션은 규칙 기반(Rule-based), 콘텐츠 기반(Contents-based), 사용자 기반(User-Based) 협업 필터링(Collaborative Filtering)으로 학습자와 이러닝 플랫폼의 상호작용만을 분석할 수 있는 플랫폼을 선정하였다. 이러닝 플랫폼에 탑재된 AI 추천 시스템은 다음과 같다. 본 연구에 적용된 AI 추천 알고리즘을 도식화한 내용은 Figure 2와 같다.

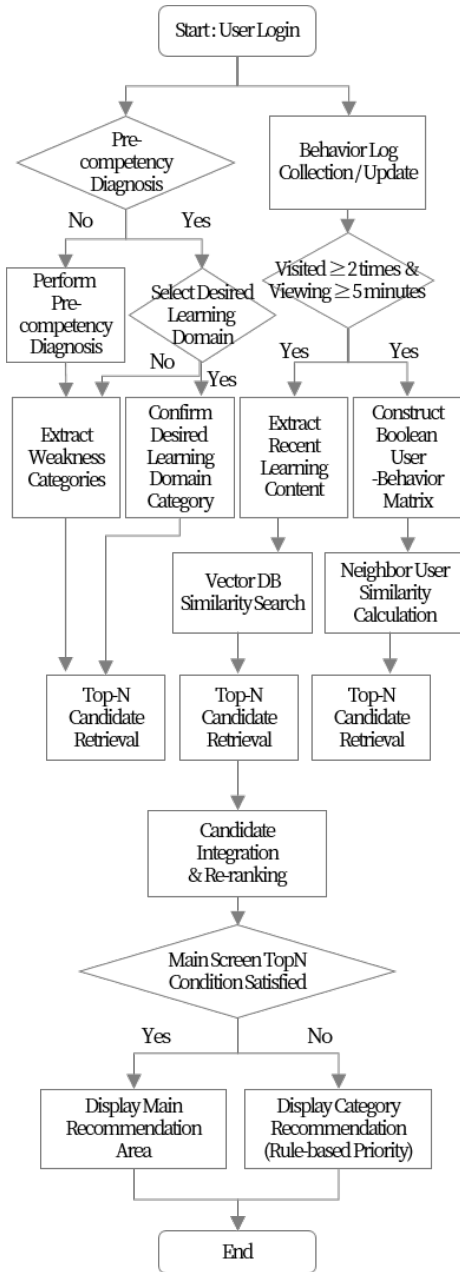


Figure 2. AI learning recommendation Flowchart

첫째, 규칙 기반(Rule-based) 추천 모델 알고리즘을 반영하였다. 학습자는 최초 로그인 시, 필수로 참여해야 하는 사전역량진단 결과를 기반으로 약점 역량에 포함된 카테고리의 콘텐츠를 제시하였다. 또는 학습 희망 분야를 선택한 학습자는 해당 카테고리의 콘텐츠를 제시하였다.

둘째, 콘텐츠 기반(Contents-based) 추천 모델은 탑재된 모든 콘텐츠를 Amazon AWS의 Amazon Transcribe의 APP을 사용하여 스크립트를 추출하여 STT 작업 후, 데이터를 벡터화하여 콘텐츠 간의 유사도를 측정하였다. 이를 기반으로 특정 학습자에게 콘텐츠 추천 시, 수강하지 않은 콘텐츠 중에서 이전에 학습한 특정 콘텐츠와 유사도가 높은 순서대로 콘텐츠를 추천하였다. 단, 콘텐츠 간 유사성을 높

이고자 교육의 주제와 다르게 다양한 키워드가 제시되는 외국어 콘텐츠와 동음이의어를 고려하여 자격증 과정은 동일 카테고리에서만 추천되도록 하였다.

셋째, 사용자 기반(User-Based) 협업 필터링(Collaborative Filtering)은 이러닝 참여자의 데이터를 기반으로 협업 필터링을 적용하였다. 해당 이러닝 사이트는 구독형 사이트로 학습자의 콘텐츠 간 이동 시간이 짧음을 고려하여 각 콘텐츠의 시청시간 5분을 기준으로 ‘시청/미시청’ 값을 구분하고, 이를 불리언 데이터(Boolean Data)화하여 함수를 적용하였다. 따라서 이러닝 사이트에 2회 이상 방문 기록과 5분 이상 학습한 기록이 있는 학습자는 이러닝 메인 화면에 추천 콘텐츠를 제시하였다.

3.3 연구 도구

본 연구는 AI 학습 추천 시스템의 활용성을 검증하기 위하여 학습 환경과 같은 외부적 요인을 배제하고 개인적인 특성인 성별, 연령, 경력, 직무, 산업군에 따른 이러닝 사용자의 학습 태도를 변인으로 설정하였다.

자기효능감은 성인학습자가 인공지능과 같이 새로운 기술의 수용 정도와 학습한 내용을 얼마나 일상 적용하는 능력에 대하여 본인의 믿음을 측정하는 데 목적이 있다. 이에 인공지능 서비스 수용 태도에 관한 연구와 재직자를 대상으로 한 선행 연구를 참고하여 문항을 새롭게 구성하였다[32, 35-38].

자기주도성은 이러닝에서 학습자가 주체적으로 학습에 참여하는지에 대한 적극성을 측정하는 데 목적이 있다. 선행 연구를 바탕으로 주도적인 일정 관리, 과정에 대한 목표 설정, 학습 내용을 활용한 문제 해결에 대한 관심 등의 내용으로 이러닝 학습효과성을 분석하기 위한 내용으로 재구성하였다[39-41].

이러닝 학습 효과는 교육을 전달받은 학습자가 학습한 내용을 이해하고 받아들여 일상과 업무에 적용하는 일련의 과정을 측정하는 것에 목적이 있다. 학습효과성에 관한 선행 연구에서는 만족도, 목표달성도, 학습지속도, 몰입도가 효과성에 영향을 미친다고 보고되었다[33-34, 42]. 본 연구는 기존 연구를 기반으로 내용을 재구성하였으며, 추가로 구독형 이러닝 플랫폼인 것을 고려하여 자율성을 측정하고자 학습시간 변화에 대한 설문과 수강 기간 종료 후에도 학습지속에 대한 문항을 개발하였다. 모든 도구에 대해서는 전문가 3인에 의한 내용타당도를 검증하였고, 신뢰도를 확인하였다.

참여자 일반적 특성은 성별, 연령대와 기업교육의 중요 변인인 현재 직무의 경력 기간, 직무와 산업을 조사하였다. 척도는 선다형으로 구성하였으며 경력 기간은 연 단위로 조사한 후, 10년을 기준으로 하여 2개 그룹으로 나누었다. 선행 연구에 따르면 경력 10년은 근로자 본인의 직무에서 전문성을 지나 노후화로 인식되는 기점으로 제시하였고, 이후 직무에 대하여 지루함을 느끼는데 경력과 직무몰입에 대한 지루함은 비례하여 증가한다고 보고되었다[43-45]. 본 연구는 경력정체기를 기준으로 직원의 인식변화 및 직무만족,

업무 성과에 영향을 미친다고 보고된 경력정체기와 관련된 연구 보고에 따라 경력 구분을 10년으로 적용하였다. 본 연구에서 사용한 도구의 내용은 Table 1과 같다.

Table 1. Survey Content

Area	element	Q. number	Cronbach's α (scale)
Self-efficacy	Confidence in using new technologies	A 1-3	.851
	Degree of difficulty overcome: When using new technologies		
	Confidence in applying newly acquired skills		
Self-direction	Student Agency in the e-learning study plan	A 4-7	.860
	Setting proactive learning goals		
	Interest in problem solving		
	Willingness to continue participating in e-learning		
System Satisfaction	Degree of preference for AI-Learning recommendation system	B1	(Multiple choice)
	Satisfaction with AI-Learning recommendation system	B2	(Likert scale)
	Willingness to reuse with E-learning system with AI-Learning recommendation system	B4	(Binary scale)
Education Goal	Achieving your learning plan goals	B3	(Likert scale)
Learning persistenc	Changes in study time	B5	(Binary scale)
	Changes in willingness to continue learning	B6	(Multiple choice)
After learning, Attitude change	Job Implementation	B7	Changes in willingness to continue learning
	Experience of being recognized at work	B8	(Binary scale)
	Changes in problem solving methods	B9	(Multiple choice)
Characteristics	Gender, Age, Length of career, Industry, Job	C 1-5	(Multiple choice)

3.4 연구 대상

본 연구는 K사의 직무교육용 임대형 이러닝 플랫폼을 이 용한 중소기업 재직자를 대상으로 학습 기간 종료 후, 2주간 온라인 설문을 진행하였다. 응답 인원은 총 208명이었으며, 교육 참여 여부를 확인할 수 있는 207명의 응답을 최종적으로 분석하였다. 응답자의 특성은 Table 2와 같다.

Table 2. General Characteristics of Survey Respondents

Categories	N(%)	Total(%)
Gender	Male	74(35.7)
	Female	133(64.3)
		207 (100.0)

Categories	N(%)	Total(%)
Age	20s	31(15.0)
	30s	73(35.2)
	40s	61(29.5)
	Over 50s	42(20.3)
length of career	Less than 10 years	122(58.9)
	Over 10 years	85(41.1)
Industry	Construction, manufacturing	41(19.8)
	Public administration, health and social welfare	37(17.9)
	Office job, education	93(44.9)
	Professional Occupations, technical profession, IT Services Industry etc	36(17.4)
Job	Public, General Services, Clerical Work (HR, General Affairs, and Legal Affairs)	46(22.2)
	Procurement, Production, Manufacturing, Facilities, Logistics, and Quality Management	30(14.5)
	Planning and Strategy, Sales and Marketing	73(35.3)
	R&D Technical and Professional Occupations	28(13.5)
	Healthcare, Medical Services, and Social Welfare	30(14.5)

4. 연구 결과

중소기업 재직자를 대상으로 인공지능 학습 추천 시스템의 활용성에 대한 차이를 분석하기 위해 전체 응답자의 개인적 특성인 성별, 연령, 경력, 직무, 산업군으로 구분하여 학습 태도에 대한 변인을 설정 후, 응답 결과의 차이를 분석하였다.

4.1 일반적 특성에 따른 자기효능감 차이분석

AI 기반 학습 추천 시스템 활용에서 이러닝 사용자의 성별과 경력에 따른 자기효능감의 차이를 살펴보기 위해 실시한 설문 응답의 결과는 Table 3과 같다.

Table 3. Analysis results by Gender & Length of Career

Categories	N	M	SD	t
Gender	male	74	4.05	.844
	female	133	3.78	.723
length of career	Less than 10 years	122	3.76	.787
	Over 10 years	85	4.04	.738

*p<.05

AI 학습 추천 시스템 사용은 성별에 따라 자기효능감의 차이는 통계적으로 유의하지 않았으며, 저경력자(10년 미만

경력자)에 비해 고경력자(10년 이상 경력자)가 높은 수치를 나타내어 유의수준 .05에서 통계적으로 유의한 차이를 나타내었다. 분석 결과, 성별에 따라 자기효능감의 차이는 발생하지 않지만, 직무를 상대적으로 오랜 기간 수행할수록 직무 교육에서 새로운 학습 방식의 수용력이 높고, 현업에 적용할 수 있다는 믿는 개인의 판단력이 상대적으로 높게 인지하고 있음을 시사한다. 이러닝 사용자의 연령대, 직무, 산업군에 따른 자기효능감에 대한 차이분석 결과는 Table 4와 같다.

Table 4. Analysis results by Age, Industry and Job

N=207

Categories		N	M	SD	F-value
Age	20s	31	3.73	.69	1.072
	30s	73	3.84	.87	
	40s	61	4.02	.68	
	Over 50s	42	3.87	.79	
Industry	Construction, manufacturing	41	4.07	.123	1.045
	Public administration, health and social welfare	37	3.83	.117	
	Office job, education	93	3.84	.810	
	Professional Occupations, technical profession, IT Services Industry	36	3.82	.124	
Job	Public, General Services, Clerical Work	46	3.89	.829	.427
	Procurement, Production, Manufacturing, Facilities, Logistics, and Quality Management	30	3.94	.812	
	Planning and Strategy, Sales and Marketing	73	3.85	.795	
	R&D Technical and Professional Occupations	28	4.00	.726	
	Healthcare, Medical Services, and Social Welfare	30	3.76	.694	

이러닝 사용자의 연령대, 산업군, 직무에 따른 자기효능감에 대한 차이분석 결과는 다음과 같다.

이러닝 사용자 중 20대(M=3.73)가 가장 낮은 수치를 보였으며, 40대(M=4.02)가 다른 연령대에 비해 상대적으로 높은 자기효능감을 보이는 것으로 나타났으나 F검정 결과에서 통계적으로 유의한 차이는 없었다. 산업군에는 건설, 제조업(M=4.07)에 종사하는 재직자가 상대적으로 다른 산업군에 비하여 높은 수치를 보였으나 F검정 결과에서 통계적으로 유의한 차이는 나타나지 않았다. 학습자 직무에 따른 결과는 연구·개발 기술직 및 전문직(M=4.0)에 종사하는 사람들의 수치가 상대적으로 높게 나왔으며, 의료·보건·사회복지(M=3.76)의 종사자들이 상대적으로 낮게 나타났으나 F검정 결과에서 통계적으로 유의한 차이는 보이지 않았다. 종합하면, 연구문제 1에서 확인하고자 한 이러닝 사용자 특성에 따른 자기효능감의 차이는 경력에서만 확인할 수 있었으며, 학습자의 연령·직무·산업군은 자기효능감과 무관하다

는 점과 업무·직무적 조건이 이러닝 활용도에 영향을 미치지 않는 점을 시사한다.

4.2 일반적 특성에 따른 자기주도성 차이분석

AI 기반 학습 추천 시스템 활용에서 이러닝 사용자의 성별과 경력에 따른 자기주도성의 차이를 살펴보기 위해 실시한 설문 응답의 결과는 Table 5와 같다.

Table 5. Analysis results by Gender & Length of Career

Categories		N	M	SD	t
Gender	male	74	4.12	.739	1.168
	female	133	4.00	.684	
length of career	Less than 10 years	122	3.94	.725	-2.671**
	Over 10 years	85	4.20	.648	

**p<.01

성별에 따라 AI 학습 추천 시스템 사용의 자기주도성이 통계적으로 유의한 차이를 나타내지 않았으나, 10년 이상 경력자의 자기주도성(M=4.20)은 상대적으로 높게 나타났으며, 유의수준 .01에서 통계적으로도 유의하였다. 상대적으로 긴 경력을 가진 재직자가 직무교육에서 학습 참여에 자기주도적인 태도를 나타내는 것으로 해석할 수 있다.

이러닝 사용자의 연령대, 산업군, 직무에 따른 자기주도성에 대한 차이분석 결과는 Table 6과 같다.

Table 6. Analysis results by Age, Industry and Job

N=207

Categories		N	M	SD	F-value
Age	20s	31	3.94	.642	2.082
	30s	73	3.93	.828	
	40s	61	4.21	.566	
	Over 50s	42	4.09	.671	
Industry	Construction, manufacturing	41	4.15	.687	.996
	Public administration, health and social welfare	37	4.01	.614	
	Office job, education	93	4.08	.706	
	Professional Occupations, technical profession, IT Services Industry	36	3.89	.805	
Job	Public, General Services, Clerical Work	46	4.25	.558	1.649
	Procurement, Production, Manufacturing, Facilities, Logistics, and Quality Management	30	3.98	.797	
	Planning and Strategy, Sales and Marketing	73	4.05	.718	
	R&D Technical and Professional Occupations	28	3.98	.793	
	Healthcare, Medical Services, and Social Welfare	30	3.86	.662	

이러닝 사용자 중 40대(M=4.21)가 다른 연령대에 비해 상대적으로 높은 자기주도성을 나타냈으나 F검정 결과에서 통계적으로 유의미한 차이는 없었다. 산업군에는 건설, 제조업에 종사자(M=4.15)가 상대적으로 다른 산업군에 비하여 자기주도성이 높은 수치를 보였으나 F검정 결과에서 통계적으로 유의미한 차이가 나타나지 않았다. 직무에 따른 결과는 공공/일반 서비스 및 사무지원 종사자(M=4.25)가 다른 직군에 비해 상대적으로 높게 나왔으나 F검정 결과에서 통계적으로 유의미한 차이는 보이지 않았다. 연구문제 2에 대한 결과로 학습자의 경력에서만 유의한 결과가 나타났으며, 연령·산업군·직무에 따라 AI 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝에 주도적으로 참여하는 태도에 차이가 발생하지 않는 것으로 해석할 수 있다. 즉, AI 학습 추천 시스템은 경력의 조건이 가장 중요하다는 점을 시사하며, 성별·연령·직무·산업군에 관계없이 제공할 수 있다는 점을 시사한다.

4.3 일반적 특성에 따른 이러닝 효과성 차이분석

4.3.1 만족도에 대한 차이분석

이러닝 사용자의 성별, 경력에 따른 AI기반 학습 추천 시스템의 만족도에 대하여 독립표본 t-검정을 실시하였다. 성별에 따라 AI 학습 추천 시스템의 만족도 통계치는 남성(M=2.87), 여성(M=2.80)으로, 상대적으로 남성 학습자의 만족도가 높은 수치를 보였으나 통계적으로 유의한 차이를 나타내지 않았다. 저경력자와 고경력자의 차이분석 결과는 10년 이상 경력자의 만족도(M=2.92)는 상대적으로 저경력자에 비해 높게 나타났으나 통계적으로도 유의한 차이를 나타내지 않았다. 설문 응답의 결과는 Table 7과 같다.

Table 7. Analysis results by Gender & Length of Career

Categories		N	M	SD	t
Gender	male	74	2.87	.573	.957
	female	133	2.80	.472	
length of career	Less than 10 years	122	2.75	.534	-2.459
	Over 10 years	85	2.92	.457	

이러닝 사용자 특성에 따른 이러닝 만족도를 살펴보기 위해 실시한 설문 응답의 결과는 Table 8과 같다.

Table 8. Analysis results by Age, Industry and Job

N=207

Categories		N	M	SD	F-value
Age	20s	31	2.70	.479	.999
	30s	73	2.80	.557	
	40s	61	2.89	.500	
	Over 50s	42	2.85	.459	

Categories		N	M	SD	F-value
Industry	Construction, manufacturing	41	2.84	.480	.226
	Public administration, health and social welfare	37	2.82	.474	
	Office job, education	93	2.84	.551	
	Professional Occupations, technical profession, IT Services Industry	36	2.76	.485	
Job	Public, General Services, Clerical Work	46	2.88	.473	1.003
	Procurement, Production, Manufacturing, Facilities, Logistics, and Quality Management	30	2.71	.503	
	Planning and Strategy, Sales and Marketing	73	2.87	.484	
	R&D Technical and Professional Occupations	28	2.83	.609	
	Healthcare, Medical Services, and Social Welfare	30	2.71	.536	

연령대, 산업군, 직무에 따른 AI기반 학습 추천 시스템의 만족도 결과는 연령 중 40대 학습자(M=2.89)가 상대적으로 가장 높은 수치를 보였으나 통계적으로 유의한 차이를 나타내지 않았다. 산업군에서는 건설·제조 및 일반·교육 서비스업에 종사하는 학습자(M=2.84)가 상대적으로 가장 높은 수치를 나타내었으나, F검정에서 통계적으로 유의한 결과를 나타내지 않았다. 직무에서는 공공/일반 서비스 및 사무지원 종사자(M=2.88)가 상대적으로 가장 높은 수치를 나타냈으나 통계적으로 유의한 차이를 나타내지 않았다. 종합하면, 학습자의 성별, 연령, 경력, 직무, 산업군에 대해 AI 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝의 만족도에는 모두 차이가 없었으며 결과적으로 이러닝 활용에 있어 보편적으로 적용 가능하다는 점을 시사한다.

4.3.2 학습 목표 달성도에 대한 차이분석

이러닝 사용자의 성별, 경력에 따른 AI기반 학습 추천 시스템의 사용에 대한 학습 목표 달성도의 차이를 살펴보았다. 성별에 따라 이러닝 학습 목표 달성도에 대한 AI 학습 추천 시스템 활용의 차이분석의 통계치는 남성(M=4.04), 여성(M=3.95)으로, 상대적으로 남성 학습자의 목표 달성도가 높은 수치를 보였으나 통계적으로 유의한 차이를 나타내지 않았다. 저경력자와 고경력자의 차이분석 결과는 10년 이상 경력자의 목표 달성도 통계치(M=4.19)는 상대적으로 저경력자에 비해 높게 나타났으며, 유의수준 .01에서 통계적으로 유의한 차이를 나타냈다. 상대적으로 고경력자가 저경력자에 비하여 AI학습 추천 시스템이 적용된 이러닝 환경에서 본인이 계획한 직무교육의 목표 달성도가 높다는 점을 시사한다. 이를 위해 실시한 설문 응답의 결과는 Table 9와 같다.

Table 9. Analysis results by Gender & Length of Career

Categories		N	M	SD	t
Gender	male	74	4.04	.883	.724
	female	133	3.95	.777	
length of career	Less than 10 years	122	3.84	.843	-3.045**
	Over 10 years	85	4.19	.732	

**p<.01

AI기반 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝 사용자의 연령대, 산업군, 직무에 따른 학습 목표 달성도의 차이를 살펴 보았다. 연령대, 산업군, 직무에 따른 학습 목표 달성도를 분석한 결과는 다음과 같다. 연령 중 50대 학습자(M=4.07)가 상대적으로 가장 높은 수치를 보였으나 통계적으로 유의한 차이를 나타내지 않았다. 산업군에서는 공공/행정/보건·사회복지의 종사자(M=4.05)가 상대적으로 가장 높은 수치를 나타내었으나, F검정에서 통계적으로 유의한 결과를 나타내지 않았다. 직무에서는 공공/일반 서비스 및 사무지원 종사자(M=4.13)가 상대적으로 가장 높은 수치를 나타냈으나 통계적으로 유의한 차이를 나타내지 않았다. 종합하면 학습자의 성별, 연령, 직무, 경력에 대한 차이는 유의하지 않은 것으로 개인의 특성과 관계 없이 보편적으로 적용 가능하다는 점을 시사한다. 학습자의 경력 기간은 학습 목표 달성도에서 유의한 결과를 나타낸 변인으로 경력이 길수록 AI 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝에서 직무적인 학습 목표 달성에 상대적으로 긍정적인 태도를 보임을 시사한다. 차이 분석의 설문 결과는 Table 10과 같다.

Table 10. Analysis results by Age, Industry and Job

N=207

Categories		N	M	SD	F-value
Age	20s	31	3.94	.772	.557
	30s	73	3.90	.915	
	40s	61	4.05	.762	
	Over 50s	42	4.07	.745	
Industry	Construction, manufacturing	41	3.98	.851	.564
	Public administration, health and social welfare	37	4.05	.743	
	Office job, education	93	4.02	.807	
	Professional Occupations, technical profession, IT Services Industry	36	3.83	.878	
Job	Public, General Services, Clerical Work	46	4.13	.718	1.116
	Procurement, Production, Manufacturing, Facilities, Logistics, and Quality Management	30	3.87	.900	
	Planning and Strategy, Sales and Marketing	73	4.03	.781	
	R&D Technical and Professional Occupations	28	4.00	.981	
	Healthcare, Medical Services, and Social Welfare	30	3.77	.774	

4.3.3 학습 지속도에 대한 차이분석

이러닝 사용자의 성별, 연령, 경력, 산업군에 따른 AI기반 학습 추천 시스템의 사용에 대한 학습 지속도의 차이 분석의 결과는 Table 11과 같다.

Table 11. Analysis results by General characteristics

unit: N(%)

Categories	Study time		Willingness to continue learning			
	Changed	Unchanged	always affected	slightly affected	not helpful	
Gender	male	41 (55.4)	33 (44.6)	30 (40.5)	35 (47.3)	9 (12.2)
	female	43 (32.3)	90 (67.7)	47 (35.3)	62 (46.6)	24 (18.0)
	χ^2	10.499**		1.383		
length of career	Less than 10 years	40 (32.8)	82 (67.2)	39 (32.0)	62 (50.8)	21 (17.2)
	Over 10 years	44 (51.8)	41 (48.2)	38 (44.7)	35 (41.2)	12 (14.1)
	χ^2	7.483**		3.481		
Age	20s	6 (19.4)	25 (80.6)	8 (25.8)	17 (54.8)	6 (19.4)
	30s	26 (35.6)	47 (64.4)	21 (28.8)	38 (52.1)	14 (19.2)
	40s	39 (63.9)	22 (36.1)	31 (50.8)	22 (36.1)	8 (13.1)
	Over 50s	13 (31.0)	29 (69.0)	17 (40.5)	20 (47.6)	5 (11.9)
	χ^2	21.951***		9.445		
Industry	Construction, manufacturing	26 (63.4)	15 (36.6)	18 (43.9)	18 (43.9)	5 (12.2)
	Public administration, health and social welfare	14 (37.8)	23 (62.2)	15 (40.5)	14 (37.8)	8 (21.6)
	Office job, education	37 (39.8)	56 (60.2)	34 (36.6)	45 (48.4)	14 (15.1)
	Professional Occupations, technical profession, IT Services Industry	7 (19.4)	29 (80.6)	10 (27.8)	20 (55.6)	20 (55.6)
	χ^2	15.675**		3.990		
Job	Public, General Services, Clerical Work	18 (39.1)	28 (60.9)	18 (39.1)	22 (47.8)	6 (13.0)
	Procurement, Production, Manufacturing, Facilities, Logistics, Quality Management	13 (43.3)	17 (56.7)	13 (43.3)	12 (40.0)	5 (16.7)
	Planning and Strategy, Sales and Marketing	31 (42.5)	42 (57.5)	28 (38.4)	35 (47.9)	10 (13.7)
	R&D Technical and Professional Occupations	9 (32.1)	19 (67.9)	11 (39.3)	12 (42.9)	5 (17.9)
	Healthcare, Medical Services, and Social Welfare	13 (43.3)	17 (56.7)	7 (23.3)	16 (53.3)	7 (23.3)
χ^2	1.163		4.227			

p<.01, *p<.001

성별에 따른 분석 결과, 학습시간 증진에 대한 변인은 성별, 연령, 경력, 산업군에서 통계적으로 유의한 차이를 나타냈다. 성별에 따른 분석 결과, 학습 시간이 긍정적으로 변화했다고 응답한 남성이 55.4%로 여성보다 상대적으로 수치가 높게 나타났으며, 유의수준 .01에서 유의한 차이가 나타났다. 경력 기간에 따른 결과는 학습시간이 늘었다고 답변한 고경력자가 51.8%로 10년 미만의 저경력자보다 상대적으로 높은 수치를 나타냈으며 유의수준 .001에서 통계적으로 유의한 결과가 나타났다. 연령대는 40대가 63.9%로 다른 연령대에 비하여 가장 높은 비율로 학습 시간이 변화했다고 응답 비율을 나타냈으며, 유의수준 .01에서 유의한 차이를 나타냈다. 산업군에서는 건설 및 제조업에서 63.4%로 가장 높은 수치가 나타났으며, 유의수준 .01에서 통계적으로 유의한 결과가 나타났으나, 직무에 따른 결과는 통계적으로 유의하지 않았다.

학습 지속 의지에 대한 결과는 성별, 경력, 연령, 산업군, 직무 모든 변인에서 통계적으로 유의한 결과가 나타나지 않았다. 즉, 학습자 개인의 성별, 연령, 경력, 산업군의 조건에 따라 자발적으로 학습 시간을 높이기 위해서는 이러닝의 AI 학습 추천 시스템이 사용자 특성에 따른 요소별 맞춤 설계가 필요하다는 점을 시사한다.

4.3.4 학습 후 태도변화에 대한 차이분석

AI기반 학습 추천 시스템 사용에 대하여 학습자의 성별, 연령, 경력, 산업군에 따른 학습 후 태도변화의 차이를 살펴 보았다. 학습 후 태도변화에 대한 하위 변인으로 현업 적용도, 직장 내 인정, 문제해결 방법으로 구분하여 분석하였으며, 직장 내 인정 경험에서 산업군을 분석한 결과가 유의수준 .05에서 통계적으로 유의한 차이를 나타냈다. 일반·교육 서비스업 종사자가 61.3%로 다른 산업군에 비하여 상대적으로 높은 수치를 나타냈으며, 전문·기술/정보통신·IT서비스업 종사자들은 직장 내 인정 경험에서 인정받은 적 없다고 응답한 수치가 66.7%로 가장 높게 나타났다. 따라서 AI 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝 사이트에서 성별, 연령, 경력, 직무 관계 없이 직무교육이 가능하다는 점을 시사한다.

따라서 학습 후 태도변화에서 산업군에 따라 직장 내 인정경험이 차이를 나타낸 것을 통해 산업별 업무 환경에 따라 학습자들의 학습 태도변화에 차이가 발생할 수 있다는 점을 시사한다. 이를 위해 실시한 설문 응답의 결과는 Table 12와 같다.

Table 12. Analysis results by General characteristics

unit: N(%)

Categories	Job Implementation		Experience of being recognized at work		Changes in problem solving methods	
	Experienced	Inexperienced	Yes	No	Applied	Not Applied
Gender	male					
	64 (86.5)	10 (13.5)	39 (52.7)	35 (47.3)	49 (66.2)	25 (33.8)

Categories	Job Implementation		Experience of being recognized at work		Changes in problem solving methods	
	Experienced	Inexperienced	Yes	No	Applied	Not Applied
	female					
	113 (85.0)	20 (15.0)	72 (54.1)	61 (45.9)	83 (62.4)	50 (37.6)
	χ^2		.039		.299	
length of career	Less than 10 years					
	105 (86.1)	17 (13.9)	69 (56.6)	53 (43.4)	77 (63.1)	45 (36.9)
	Over 10 years					
	72 (84.7)	13 (15.3)	42 (49.4)	43 (50.6)	55 (64.7)	30 (35.3)
	χ^2		.075		1.029	
Age	20s					
	25 (80.6)	6 (19.4)	17 (54.8)	14 (45.2)	18 (58.1)	13 (41.9)
	30s					
	62 (84.9)	11 (15.1)	39 (53.4)	34 (46.6)	48 (65.8)	25 (34.2)
	40s					
	52 (85.2)	9 (14.8)	29 (47.5)	32 (52.5)	38 (62.3)	23 (37.7)
Over 50s						
	38 (90.5)	4 (9.5)	26 (61.9)	16 (38.1)	28 (66.7)	14 (33.3)
	χ^2		1.451		2.085	
Industry	Construction, manufacturing					
	36 (87.8)	5 (12.2)	20 (48.8)	21 (51.2)	26 (63.4)	15 (36.6)
	Public administration, health and social welfare					
	30 (81.1)	7 (18.9)	57 (61.3)	15 (40.5)	23 (62.2)	14 (37.8)
	Office job, education					
	83 (89.2)	10 (10.8)	57 (61.3)	36 (38.7)	61 (65.6)	32 (34.4)
Professional Occupations, technical profession, IT Services Industry						
	28 (77.8)	8 (22.2)	12 (33.3)	24 (66.7)	22 (61.1)	14 (38.9)
	χ^2		3.545		9.051*	
Job	Public, General Services, Clerical Work					
	39 (84.8)	7 (15.2)	28 (60.9)	18 (39.1)	32 (69.6)	14 (30.4)
	Procurement, Production, Manufacturing, Facilities, Logistics, Quality Management					
	23 (76.7)	7 (23.3)	17 (56.7)	13 (43.3)	15 (50.0)	15 (50.0)
	Planning and Strategy, Sales and Marketing					
	66 (90.4)	7 (9.6)	35 (47.9)	38 (52.1)	46 (63.0)	27 (37.0)
R&D Technical and Professional Occupations						
	24 (85.7)	4 (14.3)	11 (39.3)	17 (60.7)	20 (71.4)	8 (28.6)
Healthcare, Medical Services, and Social Welfare						
	25 (83.3)	5 (16.7)	20 (66.7)	10 (33.3)	19 (63.3)	11 (36.7)
	χ^2		3.443		6.396	
					3.862	

*p<.05

4.4 학습태도와 학습효과 요인별 상관관계 분석

이러닝 참여자의 학습태도와 학습효과 요인 간의 관계성을 확인하기 위한 피어슨(Pearson)의 적률상관계수를 산출하였다. 학습 목표달성도는 만족도 간의 상관관계

에서 $r=0.696$, $p=0.000$, 자기주도성 간의 상관관계에서 $r=0.695$, $p=0.000$ 를 나타냄에 따라 상관관계 중 가장 높은 정(+)의 결과를 나타냈다. 반면 학습 후 태도변화는 다른 요인 간의 상관관계에 비하여 자기효능감($r=0.350$), 자기주도성($r=0.341$), 만족도($r=0.310$), 학습 목표달성도($r=0.384$)를 나타냄에 따라 타 요인에 비하여 영향도가 낮다는 것으로 해석할 수 있다. 종합해 보면, 목표달성도는 자기효능감과 자기주도성, 만족도에 있어 상관관계가 가장 높으며 상호 간 높은 영향을 미친다고 해석할 수 있다. 피어슨(Pearson)의 적률상관계수 산출 결과는 다음 Table 13과 같다.

Table 13. Analysis of the Correlation Between Learning Attitude and Learning Effect by Factors

	Self-efficacy	Self-direction	Satisfaction	Education Goal	Attitude change
Self-efficacy	1				
Self-direction	.661**	1			
Satisfaction	.490**	.581**	1		
Education Goal	.522**	.695**	.696**	1	
Attitude change	.350**	.341**	.310**	.384**	1

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

학습 목표달성도는 만족도 간의 상관관계에서 $r=0.696$, $p=0.000$, 자기주도성 간의 상관관계에서 $r=0.695$, $p=0.000$ 를 나타냄에 따라 상관관계 중 가장 높은 정(+)의 결과를 나타냈다. 반면 학습 후 태도변화는 다른 요인 간의 상관관계에 비하여 자기효능감($r=0.350$), 자기주도성($r=0.341$), 만족도($r=0.310$), 학습 목표달성도($r=0.384$)를 나타냄에 따라 타 요인에 비하여 영향도가 낮다는 것으로 해석할 수 있다. 종합하면 목표달성도는 자기효능감과 자기주도성, 만족도에 있어 상관관계가 가장 높으며 상호 간 높은 영향을 미친다고 해석할 수 있다.

5. 결론 및 논의

본 연구는 인공지능 기반 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝에서 사용자 특성에 따라 AI 학습 추천 시스템 활용도에 차이가 있는지 검증하기 위해, 국내 이러닝에서 많이 이용하는 직무교육 부문의 중소기업 재직자인 이러닝 사용자를 대상으로 설문을 진행하여 결과를 도출하였다. 결과는 다음과 같다.

첫째, AI 학습 추천 시스템을 활용한 학습자는 경력 기간에 따라 자기효능감과 자기주도성 및 학습 목표 달성도에 대해 통계적으로 유의한 차이를 나타냈다. 10년 이상 같은 직무에서 종사했다고 응답한 고경력자들이 10년 미만의 저경력자에 비하여 자기효능감, 자기주도성 모두 상대적으로 높은 수치를 나타냈으며, 학습 목표 달성도 또한 고경력자가 더 높은 수치를 나타냈다. 직무교육용 이러닝 참여에 있어

경력 기간이 길수록 AI 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝에 상대적으로 많은 영향을 받았다고 해석할 수 있다. 이 결과는 경력 기간을 기준으로 경력 태도·직무 몰입 등을 분석한 기존 연구에서 10년 이상의 고경력자가 10년 이하의 저경력자에 비해 상대적으로 경력 욕구 변화에 높은 영향을 미친다고 밝힌 선행 연구를 지지한다[44]. 기존 연구의 성장욕구가 직무교육 참여와 대응되는 개념이 상이할 수 있으나, 본 연구에서 활용된 이러닝 플랫폼은 구독형으로 운영하여 외부의 강제성 없이 이러닝을 주도적으로 참여해야 하는 학습 환경에서 연구하였다. 즉, 선행 연구에서 정의한 경력태도가 개인이 추구하는 가치를 지향한다는 점에서 주체적인 경력 증진의 학습자 태도에서 맥락을 같이한다.

둘째, 성별, 연령, 경력, 산업군에 따라 AI 학습 추천 시스템의 활용성의 학습 시간 증진에 대해 통계적으로 유의한 결과가 나타났다. 성별에서는 남성, 경력 기간에서는 10년 이상 고경력자, 연령대에서는 40대, 산업군에서는 건설 및 제조업이 가장 높은 수치로 나타났다. 상대적으로 경력이 긴 경력자는 자기주도성과 학습 시간 증진 두 변인에도 모두 높은 결과가 나왔으며, 이는 자기주도성 높은 학습자는 학습 지속 의지도 높게 나왔다는 선행 연구의 결과와 맥락을 같이한다[49]. 학습 시간 증진에 대한 변화 요인은 이러닝 사용자의 학습 참여에 긍정적인 행동 변화로 해석할 수 있으며, 향후 이러닝 사이트의 체류시간을 늘리기 위해 전략적으로 사용자의 성별, 연령, 경력, 산업군을 고려할 필요가 있다는 점을 시사한다.

셋째, AI 학습 추천 시스템이 적용된 이러닝에서 학습자 특성인 성별, 연령, 경력, 직무, 산업군에 따른 활용도에 대한 차이분석에서 만족도, 학습 후 태도 변화에 대해 통계적으로 유의하지 않은 결과를 나타냈다. 즉, 이러닝 사용과 적용에 있어 특정 조건이 필요하지 않다는 점, 이러닝을 활용한 직무교육이 범용적으로 활용 가능하다는 점을 시사한다. 이는 이러닝에서 학습의 중요성, 유용성, 흥미 등을 인지하는 학습가치에 남녀 간 차이가 있다고 밝힌 선행 연구와 상이한 결과를 나타내었다[46].

본 연구는 AI 추천 시스템이 적용된 이러닝의 실제 사용자들의 데이터를 활용한 점에서 의의가 있다. 학교 교육과 다르게 기업에서 진행되는 HRD 교육은 신규 채용 및 퇴직 등으로 이러닝 사용자의 변동성이 학교에 비하여 상대적으로 크며, 근로자이면서 학습에 참여하는 상황적 요인으로 학습 시간이 한정되어 충분한 양의 학습 데이터를 확보하기 어렵다. 본 연구 결과를 통해 기업에서는 이전 교육 진행 경험과 관계없이 기존에 보유한 학습자 정보를 기반으로 이러닝의 학습 효과성을 높일 수 있는 초기 세팅값을 설정할 수 있을 것이다. 실제 직무교육 현장에서 AI 학습 추천의 활용성을 높이기 위해 이러닝 사용자의 경력 기간은 직무교육을 지원하는 중요한 요인임을 확인할 수 있었으며, 이는 경력 중심의 맞춤형 학습 설계를 통해 직무교육의 효과성을 높일 수 있다는 점을 시사한다.

본 연구의 한계점과 결론에 따른 제언은 다음과 같다. 첫

째, 표본 수집에 특정 기업의 임대형 이러닝 플랫폼을 활용하여 한정적인 학습자를 대상으로 연구하였기 때문에 전국 의 중소기업 근로자를 대상으로 일반화하기엔 한계점이 있다. 둘째, 응답에 참여한 한정된 산업군의 학습자들을 대상으로 조사하였기 때문에 조직 내 학습 분위기가 학습 참여 태도에 영향을 미쳤을 것으로 판단된다. 향후 명확한 측정을 위해서는 강제성이 없는 이러닝 학습 환경을 고려하여 연구 할 필요성이 있다.

참고문헌

- [1] OECD. (2019). OECD FUTURE OF EDUCATION AND SKILLS 2030-OECD Learning Compass 2030: A SERIES OF CONCEPT NOTES. OECD
- [2] Ministry of Education. (2022). Comprehensive Plan for Digital Talent Training. Ministry of Education.
- [3] Ministry of Education. (2024). Plan for Improving Digital Infrastructure in Elementary, Middle, and High Schools. Ministry of Education.
- [4] MOE, KEDI. (2024). Statistics on korean education. CENTER FOR EDUCATIONAL STATISTICS INFORMATION
- [5] Kwak, N., Kim, J., & Lee, W. (2025). Analysis of Teachers' and Students' Needs for the Direction of Digital Device Utilization. *The Journal of Korean Association of Computer Education*, 28(1), 23-34. 10.32431/kace.2025.28.1.003
- [6] Seo, Y., & Kim, H. (2022). Development and Effect analysis of Science class using Digital devices: Focusing on Core Competencies, Science-related Attitude and Science Achievement. *The Journal of Learner-Centered Curriculum and Instruction*, 22(7), 273-286. 10.22251/jlcci.2022.22.7.273
- [7] Ministry of Trade, Industry and Energy (MOTIE) (2024), 2023 E-learning Industry Status Survey. Ministry of Trade, Industry and Energy (MOTIE)
- [8] Selwyn, N. (2022). The future of AI and education: Some cautionary notes. *European Journal of Education*, 57(4), 620-631. <https://doi.org/10.1111/ejed.12532>
- [9] Kim, M., Han, J., & Yoo, Y. (2023). A Study on the Effects and Participant Perception of Classes Applying Artificial Intelligence-Based Personalized Learning. *Journal of Education & Culture (JOEC)*, 29(1), 137-159. <http://doi.org/10.24159/joec.2023.29.1.137>
- [10] Jang, S. (2024). Developing a Customized Curriculum Recommendation System for Adult Learners based on AI. *Journal of Platform Technology*, 12(6), 88-96. <http://doi.org/10.23023/JPT.2024.12.6.088>
- [11] Chee, H., Kim, M., Lee, G., Huh, S., & Kim, M. (2024). Case Analysis on AI-Based Learning Assistance Systems. *Korean Society for Engineering Education*, 27(4), 3-11. <http://doi.org/10.18108/jeer.2024.27.4.3>
- [12] Choi, S. (2021). Artificial Intelligence in Education: A Literature Review on Education Using Artificial Intelligence. *The Journal of Korean Association of Computer Education*, 24(3), 11-21. <http://doi.org/10.32431/kace.2021.24.3.002>
- [13] Park, M., Lim, H., Kim, J., Lee, K., & Kim, M. (2020). The effects on the personalized learning platform with machine learning recommendation modules: Focused on learning time, self-directed learning ability, attitudes toward mathematics, and mathematics achievement. *The Mathematical Education*, 59(4), 373-387. <http://doi.org/10.7468/mathedu.2020.59.4.373>
- [14] Yim, Y., Ahn, S., Kyoung, M., Kim, J., & Hong, O. (2021). The Effects of an AI-based Class Support System on Student Learning: Focusing on the Case of Toctoc Math Expedition in Korea. *Korean Journal of Elementary Education*, 32(4), 61-73. <http://doi.org/10.20972/kjee.32.4.202112.61>
- [15] Kim, S. (2024). Effectiveness Analysis of Learning Analytics System Based on AI. *Journal of the Korea Contents Association*, 24(6), 55-65. 10.5392/JKCA.2024.24.06.055
- [16] Hwang, J., & Lee, C. (2024). Effects of AI-Based Personalized Education on the Rural Students' Math Learning Skills. *The Institute for Education and Research Gyeongin National University of Education*, 44(1), 1-16. <http://doi.org/10.25020/je.2024.44.1.1>
- [17] Kim, B., Park, Y., Shin, E., & Lee, J. (2022). Impact of Artificial Intelligence-based Adaptive Learning Program on Students' Academic Performance: Evidence from a Randomized Controlled Trial in a Daegu Middle School. *Korea Review of Applied Economics (KRAE)*, 24(4), 5-25.
- [18] Kim, H., Heo, Y., Kim, H., & Jeong, Y. (2025). The Effectiveness of Science Learning Module Based on AI: Focusing on Lesson Application of Virtual Reality. *Journal of Korean Society of Earth Science Education*, 18(1), 89-102
- [19] Kim, C., Choi, N., Heo, Y., Sin, J., & Yoon, J. (2015). On the Development of a Course Recommender System: A Hybrid Filtering Approach. *Entrue Journal of Information Technology*, 14(2), 71-82.
- [20] Lee, J., Moon, K., Han, S., Lee, S., Kwon, H., Han, J., & Kim, G. (2021). Development and Application of an AI-Powered Adaptive Course Recommender System in Higher Education: An Example from K University. *Journal of Educational Technology*, 37(2), 267-307. <http://doi.org/10.17232/KSET.37.2.267>
- [21] Lim, J., Oh, Y., Choi, J., Pyun, D., Lee, S., Shin, B., Chae, D., Bok, K., & Yoo, J. (2021). Personalized University Educational Contents Recommendation Scheme for Job Curation Systems. *Journal of the Korea Contents Association*, 21(7), 134-143. <http://doi.org/10.5392/JKCA.2021.21.07.134>
- [22] Lee, J., Kang, K., & Yoon, S. (2023). A Case Study on the Establishment of AI-Based Learning Curation System. *The Korean Society For Human Resource Development*, 25(2), 83-110. <http://doi.org/10.18211/kjhrdq.2023.25.2.004>

- [23] Cho, D., Kim, S., & Kwak, Y. (2011). A Study of Personalized Contents Recommendation Method Based on User Preference Learning. *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, 9(9), 229-235.
- [24] im, H. (2025). Learner-Centered Recommendation System Based on Online Educational Content and Learner Characteristics with a Focus on Coursera. *Journal of Digital Contents Society*, 26(5), 1261-1270.
- [25] Namgung, S., & Kim, S. (2022). The Learning Satisfaction in Corporate E-learning based on Self-Directed Learning and Self-Determination. *Journal of the Korea Society of Digital Industry and Information Management*, 18(1), 125-138.
- [26] Namgung, S., Song, H., Lee, K., & Kim, Y. (2022). The Effect of Self-Directed Learning Ability on Learning Transfer in Corporate e-Learning: Mediating Effect of Flow and Moderating Effect of Supportive Learning Environments. *Journal of Crporation and Innovation*, 45(2), 127-148. <http://doi.org/10.22778/jci.2022.45.2.127>
- [27] Lee, J. & Park, S. (2023). Trend Analysis of Human Resource Development Research: Focusing on KJHRDQ Journals. *The Korean Journal of Human Resource Development Quarterly*, 25(4), 99-130. <http://doi.org/10.18211/kjhrdq.2023.25.4.004>
- [28] Bandura, A., & Walters, R. H. (1977). Social learning theory. Englewood Cliffs, NJ: Prentice hall. 141-154.
- [29] Woo, S. (2021). The Structural Relationship between Proactive Career Behavior and Predictive Factors of Female Workers: Based on Social Cognitive Career Theory and Goal Setting Theory. *The Women's Studies*, 110(3), 63-91. <http://doi.org/10.33949/tws.2021.110.3.003>
- [30] Park, J., & Lee, W. (2022). The effects of e-learning quality of university on learning effect and learning transfer after COVID-19 Pandemic. *The Journal of Social Convergence Studies*, 6(1), 23-34. <http://doi.org/10.37181/JSCS.2022.6.1.023>
- [31] Roh, H., & Choi, M. (2011). A Study on Analysis of the Effectiveness of e-Learning in an Industrial Technology Practical Retraining. *Journal of Engineering Education Research*, 14(1), 3-11. <http://doi.org/10.18108/jeer.2011.14.1.3>
- [32] Park, C., & Kang, G. (2022). A study on the effects of self-efficacy, usage experience and perceived usefulness on AI Service acceptance attitude. *Journal of the Korean Entrepreneurship Society*, 17(4), 177-197. <http://doi.org/10.24878/tkes.2022.17.4.177>
- [33] Na, H., Chang, H., & Ran, C. (2011). Comparisons of Satisfaction in accordance with Industries and Contents in Corporate E-learning. *The Journal of Lifelong Education and HRD*, 7(3), 43-62.
- [34] Han, S., Lee, N., Kim, J., & Lee, Y. (2022). Moderated Mediating Effects of Training Transfer and an HRD System on the Relationship between the Effectiveness of E-learning and Employee Productivity. *Journal of Competency Development & Learning*, 17(2), 1-22.
- [35] Kim, K., & Kim, J. (2024). The Effect of Accelerating Program Satisfaction on Corporate Performance: Focusing on the Mediating Effects of Self-efficacy and Hope. *Asia-Pacific Journal of Business Venturing and Entrepreneurship*, 19(4), 13-27. <http://doi.org/10.16972/apjbve.19.4.202408.13>
- [36] Lee, N., Jo, H., & Kim, W. (2023). The Effect of Self-Efficacy on Career Commitment: Mediating Effects of Career Identity and Conditional Effects of Goal Difficulty. *Journal of Practical Engineering Education (JPPE)*, 15(3), 649-662.
- [37] Cho, Y. (2022). Effects of AI-Based Personalized Adaptive Learning System in Higher Education. *Journal of the Korean Association of information Education*, 26(4), 249-263.
- [38] Hong, W., & Lee, Y. (2023). The Relationship between Participation Motivation and Learning Flow in Employee IT Competency Enhancement Training - Focused on the Mediating Effect of Self-Efficacy -. *The Korea Association of Yeolin Education*, 31(5), 71-90. <http://doi.org/10.18230/tjye.2023.31.5.71>
- [39] Shin, S., Kang, M., & Kim, J. (2012). The Scale Development of Adult Learner's e-Learning Readiness. *The Korean Journal Of Educational Methodology Studies*, 24(2), 427-445. <http://doi.org/10.17927/tkjems.2012.24.2.427>
- [40] Lee, H., & Lee, S. (2023). The Effect of Growth Mindset on Self-directed Learning Ability: The Mediation Effects of Meta-cognition and GRIT. *The Korean Society For Human Resource Development*, 25(1), 33-59. <http://doi.org/10.18211/kjhrdq.2023.25.1.002>
- [41] Chang, E., & Cho, D. (2023). Development and Validation of a Self-development Competency Scale for Korean Adults. *The Korea Educational Review*, 29(4), 301-333.
- [42] You, J., & Song, Y. (2013). Probing the Interaction Effects of Task Value and Academic Self-efficacy on Learning Engagement and Persistence in an e-Learning Course. *The Journal of Learner-Centered Curriculum and Instruction*, 13(3), 91-112.
- [43] Joo, J., Hong, J., Choe, J., & Hong, S. (2024). A Systematic Literature Review on Career Plateau. *Korean Journal of Industrial Relations*, 34(1), 35-81. [10.37926/KJIR.2024.3.34.1.35](https://doi.org/10.37926/KJIR.2024.3.34.1.35)
- [44] Choi, J., Kang, J., & Cho, D. (2022). Structural Relationship between Kaleidoscope Career Model, Job Satisfaction, Employee Engagement, and Perceived Job Performance: Multi-group Analysis of Career Criteria. *The Korean Journal of Human Resource Development Quarterly*, 24(1), 237-267. [10.18211/kjhrdq.2022.24.1.008](https://doi.org/10.18211/kjhrdq.2022.24.1.008)
- [45] Fu, J. (2011). Understanding career commitment of IT professionals: Perspectives of push-pull-mooring framework and investment model. *International Journal of Information Management*, 31(3), 279-293. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2010.08.008>
- [46] Park, J., Park, J., & Shon, J. (2024). Exploring the Motivational Factors Influencing on Learner Participation of Adult Learners in e-Learning. *The Transactions of the Korea Information Processing Society*, 13(1), 28-34. <https://doi.org/10.3745/KTSDE.2024.13.1.28>

- [47] Kim, W. (2019). Content Recommendation Techniques for Personalized Software Education. *The Society of Digital Policy & Management*, 17(8), 95-104. <http://doi.org/10.14400/JDC.2019.17.8.095>
- [48] Choi, E., & Choi, M. (2016). A Meta-analysis on the Impact of Different e-learning Interactions on Learning Effect. *Journal of Educational Technology*, 32(1), 139-164. <http://doi.org/10.17232/KSET.32.1.139>
- [49] Jung, G., & Yu, S. (2022). The effect of self-directed learning ability of pre-service early childhood teachers who experienced distance class on their learning persistence: focusing on the mediating effect of e-learning efficacy and social presence. *The Korean Society For Early Childhood Education*, 42(6), 667-688. <http://doi.org/10.18023/kjece.2022.42.6.028>



황수연

· 2016년 상명대학교 식물식품공학과(이학사)
· 2025년 고려대학교 교육정보전공(교육학석사)

✚ 관심분야 : 에듀테크, 인공지능, 이러닝, HRD

✉ hhhsooyoun@gmail.com



김자미

· 1992년 이화여자대학교 교육학과(문학사)
· 1995년 이화여자대학교 교육학과(문학석사)
· 2011년 고려대학교 컴퓨터교육학과(이학박사)
· 2011년~2015년 고려대학교 컴퓨터학과 연구교수
· 2015년~현재 고려대학교 교육대학원 컴퓨터교육 전공 부교수

✚ 관심분야 : 정보교육, 교육과정평가, 에듀테크

✉ celine@korea.ac.kr