

디지털 전환시대의 교육혁신을 위한 근거 기반 교수법의 메타분석 : 신경과학과 AI 융합 관점에서

현순안 · 허 군[†]

국립부경대학교(강사) · [†]국립부경대학교(교수)

Exploring Educational Innovation in the Digital Transformation Era Led by the Convergence of Neuroscience and AI through a Meta-Analysis of the Effectiveness of Evidence-Based Teaching Methods

Soonan HYUN · Gyun HEO[†]

Pukyong National University(lecturer) · [†]Pukyong National University(professor)

Abstract

The purpose of this study is to conduct a meta-analysis of the effectiveness of evidence-based teaching methods from a neuroscientific perspective, the integration of AI technology, and the post-pandemic situation. In addition, the differential effects of teaching methods according to various moderating variables such as learner characteristics, socioeconomic background, and treatment variables by teaching-learning strategies were analyzed. The research method is meta-analysis. According to the initial search results, there were 2,847 articles, but after applying the selection criteria, 185 articles were finally selected, and Hedges' g correction was applied and the effect size was calculated at a 95% confidence interval. Heterogeneity verification, publication bias, etc. were checked, and the reliability and validity of the effect size results were verified. The results of the study showed that the evidence-based teaching method showed a positive effect of moderate or higher overall and was statistically significant. When examining the learner characteristics, the study targeting elementary school students showed a greater effect than secondary and higher education, and showed a greater effect in the lower group of academic achievement. In terms of treatment characteristics, the effect size significantly increased when AI technology was used, and project-based learning was found to be the most effective. Long-term treatment was more effective. Evidence-based instructional practices demonstrate significant effectiveness across different educational contexts, with particularly strong effects when integrated with AI technology and implemented through long-term, project-based learning approaches, suggesting the importance of systematic and sustained implementation of technology-enhanced teaching methods in the digital transformation era. The findings provide practical guidelines for educators and policymakers to design and implement differentiated instructional strategies based on educational levels and learner characteristics, while emphasizing the need to bridge the digital divide and ensure equitable access to AI-enhanced educational opportunities across different

Key words : Neuroscience, AI, Convergence, Evidence-based teaching, Meta-analysis

[†] Corresponding author : 051-629-5970, gyunheo@pukyong.ac.kr

* 이 논문은 2024한국수산해양교육학회 추계 학술발표대회 논문을 수정보완하였음

I. 서론

포스트 팬데믹 시대의 디지털 전환은 기술의 교육적 활용이 맞물리며 새로운 교육 패러다임을 요구하고 있다. 이러한 변화 속에서 근거 기반 교수법(Evidence-Based Instructional Practices, EBIP)의 중요성이 더욱 부각되고 있으며, 이의 효과성에 대한 체계적 검증이 필요한 시점이다.

증거 기반 교수법은 과학적 연구와 데이터에 기반하여 효과적인 교수-학습 전략과 방법을 설계하고 실행하는 접근법을 의미한다. 교육 효과를 극대화하기 위해 체계적이고 객관적인 근거를 활용하여 수업을 계획, 실행, 평가하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 수업 계획 및 평가에서 정량적, 정성적 데이터를 수집하고 분석한다. 학습자의 성과와 피드백을 통해 지속적으로 교수법을 개선해 나간다. 데이터 중심의 의사결정을 하고 반복적으로 개선하며 교육성과를 극대화하는 것이다(Carter et al., 2024).

신경과학 연구의 발전은 학습 메커니즘에 대한 새로운 이해를 제공하고 있다. 신경과학적 측면에서 학습의 메커니즘을 밝히고 근거 기반의 교수-학습 전략을 제안하려는 연구들이 활발하게 진행되고 있다(Cho et al., 2024; Alhwaiti, 2022; Kim et al., 2019; Kwon et al., 2015). 특히, 정서-인지 통합적 접근의 중요성(Immordino-Yang, 2015)과 인지부하 관리의 필요성(Brita and Khedo, 2020)이 강조되고 있다. 그러나 이러한 신경과학적 발견이 실제 교육 현장에서 어떻게 적용되고 있으며, 그 효과는 어떠한지에 대한 통합적 분석은 아직 미흡한 실정이다.

AI 기술의 교육적 활용은 개인화 학습을 실현할 수 있는 새로운 가능성을 제시하고 있다. 여러 선행 연구들을 통해 AI 기반 적응형 학습 시스템이 학습자의 개별적 요구에 부응할 수 있음을 보고하였다(Constantinos and Gkintoni, 2024; Roop Kumar et al., 2024; Xiaoman et al.,

2024). 그러나 AI 기술의 교육적 활용에는 윤리적 고려사항과 디지털 격차의 문제가 존재한다(Afzal et al., 2024). 특히 사회경제적 배경에 따른 효과성의 차이와 그 영향에 대한 체계적 분석이 요구된다(Leona and Sharon, 2022).

포스트 팬데믹 시대에서 교육 격차는 더욱 심화되고 있다(Jung et al., 2022). 특히 사회경제적 배경에 따른 학습 기회의 불평등, 디지털 접근성의 차이, 그리고 문화자본의 격차가 교육적 성과에 미치는 영향이 크게 나타나고 있다. 이러한 상황에서 증거 기반 교수법이 교육 형평성 제고에 어떻게 기여할 수 있는지에 대한 실증적 연구가 필요하다.

증거 기반 교수법은 과학적 연구와 데이터에 기반하여 효과적인 교수-학습 전략과 방법을 설계하고 실행하는 접근법이다. 그러나 현재까지 이루어진 연구들은 개별적이고 단편적인 효과성 검증에 그치고 있어, 다양한 맥락과 조건에서의 종합적인 효과성 검증이 필요하다. 특히 학습자의 특성, 교과 영역, 학교급 등 다양한 변인에 따른 차별적 효과에 대한 체계적 분석이 요구된다.

본 연구는 증거 기반 교수법의 효과성을 신경과학적 관점과 AI 기술의 통합, 그리고 포스트 팬데믹 시대의 교육 환경 변화를 고려하여 메타분석을 수행하고자 하였다. 메타분석은 특정 주제나 중재방법의 효과크기를 통계적으로 통합하여 검증하고, 개별 연구들의 결과를 체계적으로 통합하여 보다 신뢰성 있는 결론을 도출하는 것을 주요 목적으로 한다. 또한 연구 결과들 간의 차이가 발생하는 원인을 파악하고 중재 효과에 영향을 미치는 조절변수를 확인하며, 특정 분야의 연구 동향을 체계적으로 분석하여 연구 간의 차이를 확인하고 향후 연구 방향을 설정하는 데 활용된다. 나아가 증거 기반의 실무적 의사결정이 필요하거나 효과적인 중재방법을 선택하기 위한 과학적 근거가 필요한 경우에도 메타분석이 수행된다(Hedges and Olkin, 1985).

본 연구는 증거 기반 교수법(Evidence-Based

Instructional Practices, EBIP)의 효과성을 신경과학적 관점과 AI 기술의 통합, 그리고 포스트 팬데믹 시대의 교육 환경 변화를 고려하여 메타분석하는 것을 목적으로 한다. 구체적으로, 최근 2년간 발표된 국내외 연구 논문들을 체계적으로 분석하여 효과적인 교수법의 특성과 그 신경과학적 근거를 도출하고, AI 기술의 교육적 활용 방안을 탐색하며, 학습자의 특성과 사회경제적 배경에 따른 교수법의 차별적 효과를 규명하고자 한다. 이를 통해 교육 현장의 실천적 변화를 위한 구체적인 방향성을 제시하고, 포스트 팬데믹 시대의 교육 격차 해소를 위한 실질적인 방안을 도출하고자 하였다.

본 연구의 연구문제는 다음과 같다.

첫째, 증거 기반 교수법의 통계적 종합 효과크기와 그 신뢰성(출판 오류 및 이질성 검증)은 어떠한가?

둘째, 학습자 특성에 따른 차별적인 효과성은 어떠한가?

셋째, 사회경제적 배경에 따른 차별적인 효과성은 어떠한가?

넷째, 교수-학습 전략의 처치 특성에 따른 차별적인 효과성은 어떠한가?

II. 이론적 배경

1. 근거 기반 교수(Evidence-Based Instruction)

근거 기반 교수법은 과학적 연구와 데이터에 기반하여 효과적인 교수-학습 전략과 방법을 설계하고 실행하는 접근법이다. 이는 교육 효과를 극대화하기 위해 체계적이고 객관적인 근거를 활용하여 수업을 계획, 실행, 평가하는 것을 목표로 하며, 학습자의 성과와 피드백을 통해 지속적으로 교수법을 개선해 나가는 특징을 가진다(Carter et al., 2024).

Müller and Brown(2022)는 과학 교육에서 "과제(task)"의 중요성을 다루며, 근거 기반의 접근법을

통해 과제 설계와 활용에 대한 효과를 분석하였다. 주요 내용으로는 메타 분석과 대규모 연구 데이터를 활용해 과제의 형태, 목적, 교육적 효과를 다루며, 특히 피드백, 자기질문, 학습자 특성, 교수 전략의 중요성을 강조하고 있다. 과제는 단순 반복 학습을 넘어 학습 동기, 이해력, 과학적 사고를 촉진하는 핵심 요소로 제안되며, 이를 효과적으로 활용하기 위해 학습자와 교실 환경에 맞춘 세심한 설계가 필요하다고 강조하고 있다.

국내에서도 근거 기반 교수법의 적용과 효과성 검증이 활발히 이루어지고 있다. Jung et al.(2016)은 초등학교 저학년 대상으로 데이터 기반의 쓰기 수업 사례에서 학생들의 수행 성과가 향상하는 것을 확인하였다. Ko and Song(2019)의 연구에서는 초등학교 수학 교과에서 증거 기반 교수법의 적용이 학습 동기와 자기효능감 향상에 기여한다는 결과를 도출하였다.

2. 신경과학과 교수-학습

신경과학 연구의 발전은 인간의 학습과 기억 메커니즘에 대한 새로운 이해를 제공하고 있다. 특히 뇌 영상 기술의 발달로 학습 과정에서 일어나는 뇌의 구조적, 기능적 변화를 직접 관찰할 수 있게 되면서, 효과적인 교수-학습 방법의 신경과학적 근거를 탐색하는 연구가 활발히 진행되고 있다.

최근의 연구들은 정서-인지 통합적 접근의 중요성을 강조하고 있다. Immordino-Yang(2023)은 정서적 경험이 학습과 기억의 강화에 핵심적 역할을 한다는 것을 신경과학적 증거를 통해 입증하였다. Kim et al.(2019)은 정서적 요소가 학습동기와 기억력 향상에 미치는 영향을 실증적으로 검증하여 통합적 접근의 필요성을 뒷받침하였으며 Cho et al.(2024)은 인지적, 정서적 처리 과정의 통합적 분석을 통해 효과적인 교수-학습 전략의 방향을 제시하였다.

또한, 신경과학적인 측면에서 학습자 특성에

따른 차별화된 접근의 중요성을 강조하고 있다.

Brita and Khedo(2020)는 디지털 학습 환경에서 학습자의 인지부하 특성을 고려한 차별화된 접근 방안을 제시하였고 Alhwaiti(2022)는 학습자의 인지적 특성에 따른 최적화된 교수 설계의 중요성을 입증하였다. 그리고 Kim et al.(2019)은 학습자의 정서적 특성이 학습 성과에 미치는 영향을 분석하여 개별화된 접근의 필요성을 강조하였다.

이러한 신경과학적 발견을 교육 현장에 적용해야 한다는 것이다. Cho et al.(2024)의 fMRI 연구 결과는 학습 과정에서의 뇌 활성화 패턴에 대한 이해를 제공하여 교수-학습 전략 수립의 과학적 근거를 제시하였고 Kwon et al.(2015)의 뇌 기능 연결성 연구는 효과적인 학습을 위한 최적의 조건을 규명하여 실제 교육 현장에서의 적용 방안을 제안하였다. 그리고 Alhwaiti(2022)는 이러한 신경과학적 발견을 멀티미디어 학습 환경에 적용하여 실제적인 교수 설계 원리를 도출하기도 하였다.

Jamaludin et al.(2019)는 교육 신경과학이 학습의 과학과 교육 실천을 연결하는 다학문적 접근법으로 학습자 개인의 요구와 뇌-행동 관계에 대한 이해를 바탕으로 맞춤형 교육 전략 개발에 기여할 수 있음을 강조하였다. 교육 현장에서 신경과학 연구의 적용 가능성을 탐구하며, 뇌 기반 과학적 발견과 전통적 교육 연구 간의 간극을 해소하고 학습 이론과 교실 실천의 통합을 통해 모든 학습자의 잠재력을 극대화하는 데 기여할 것을 제안하였다.

3. AI 기술과 교육

AI 기술의 발전은 교육 분야에 혁신적인 변화를 가져오고 있다. 특히 머신러닝과 자연어 처리 기술의 발달로 학습자의 특성과 요구를 실시간으로 분석하고 이에 맞춤형 학습 경험을 제공하는 것이 가능해졌다. 이러한 AI 기술의 교육적 활용은 개인화 학습의 실현을 앞당기고 있다.

AI 기반 교육 시스템의 효과성에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. Constantinos와 Evgenia (2024)의 연구에서는 AI 기반 적응형 학습 시스템이 학습자의 성취도를 평균 0.58 표준편차 향상시켰으며, 특히 기초학력 부진 학생들에게서 더 큰 효과가 나타났다고 보고하였다. Roop Kumar et al.(2024)는 AI 튜터링 시스템이 학습 동기와 자기주도적 학습 능력 향상에 긍정적인 영향을 미친다는 결과를 도출하였다.

국내에서도 AI 기술의 교육적 활용에 대한 연구가 covid-19 이후 급격히 증가하고 있다(Lee and Kim, 2022). AI 기술의 교육적 적용 가능성을 탐색하고 그 효과를 입증하고 있으며(Jin, 2024 등) 교사교육 및 전문성 개발의 중요성을 강조하고 있다(Lee and Lee, 2024). 그러나 AI 기술의 교육적 활용에는 여러 과제와 한계점도 존재한다(Lee et al. 2024). AI 기술 활용에 있어 윤리적 고려사항과 디지털 격차 문제를 지적하며, 이에 대한 체계적인 접근의 필요성을 강조하였다. 특히 사회경제적 배경에 따른 기술 접근성의 차이가 새로운 교육 불평등을 야기할 수 있다는 우려가 제기되고 있다.

III. 연구 방법

1. 분석 대상 및 논문 선정

코로나 시기를 겪으면서 최근 5년간 발표된 국내외 연구 논문들을 체계적으로 분석하기 위해 2019년 1월부터 2024년 2월까지 출판된 논문으로 자료검색 데이터 베이스인 국외의 ERIC, Scopus, Web of Science을 활용하고 국내의 RISS, DBpia, KCI를 활용하였다. 검색 주요 키워드로는 "evidence-based teaching", "educational effectiveness", "learning outcomes", "teaching methods", "AI in education", "neuroscience education" 이거나 이들의 조합된 단어로 검색하였다.

그 결과 초기 검색 결과는 2,847편이었으며 선

정기준을 적용한 이후 최종 185편이 선정되었다. 선정기준은 첫째, 실험집단과 통제집단으로 구분되어 비교 연구를 수행한 논문이어야 하고 둘째, 효과크기 산출이 가능한 통계치를 보고하고 있어야 한다. 셋째, 표본크기가 20명 이상인 연구이며 넷째, 연구의 품질을 보장받을 수 있는 peer-reviewed 학술지에 게재된 논문이어야 한다. 이러한 선정기준에 따라 실험연구 142편(76.8%)와 준실험연구 43편(23.23%)이 선정되었다.

2. 코딩 및 분석 방법

선정된 논문에서 연구특성 변인으로 출판연도, 연구설계유형, 표본크기, 연구지역에 대한 데이터를 수집하였다. 그리고, 학습자 특성 변인으로 교육단계, 학업성취수준, 성별 비율, 사회경제적 배경(가구소득수준, 부모교육수준, 거주지역, 문화자본수준)의 데이터를 수집하고 처치 특성 변인으로 교수법 유형, 처치기간, AI 기술 활용 여부에 대한 데이터를 수집하였다.

개별 연구에서 표본 크기가 작아서 발생하는 효과 크기의 과대평가 문제를 보정하기 위해 Hedges' g 보정을 적용하였고 95% 신뢰구간에서 효과크기를 산출하였다. 효과크기 기준은 Hedges and Olkin(1985)의 제안에 따라 작은 효과=0.2, 중간 효과=0.5, 큰 효과=0.8로 해석하였다. 그리고, 연구 간의 결과 차이가 우연에 의한 것인지 아니면 다른 요인에 의한 것인지를 평가하기 위해 이질성 검증으로 Q 통계량, I² 지수, τ^2 을 지표로 사용하였다. 긍정적인 결과만 출판되는 경향을 확인하기 위해 Funnel plot 분석과 Egger's test 의 통계 검정을 수행하였다. Trim-and-fill 분석을 통해 출판편향을 보정하여 메타분석의 타당성을 확보하고 체계적으로 오류를 통제하고자 하였다. 결과의 안정성, 일관성, 신뢰성을 검증하기 위해

민감도분석으로 One-Study-Removed 분석, 누적 메타분석, 하위그룹 민감도 분석을 활용하였다.

또한, 효과크기의 이질성을 설명하는 변인을 탐색하고 어떤 조건에서 처치가 더 효과적인지를 확인하기 위해 효과분석을 수행하였다. 효과분석을 통해 차별적 효과의 원인을 파악하고 최적으로 적용해 볼 조건을 도출하여 맞춤형 처치 전략을 수립할 수 있다. 효과성을 검증하기 위해 변인이 범주형일 때 하위그룹 분석(Q_t 검증)을 수행하였다. 이러한 메타분석을 수행하기 위해 Comprehensive Meta-Analysis (CMA) 3.0 프로그램과 R 프로그램을 활용하였다.

IV. 연구 결과

1. 근거 기반 교수법의 전반적인 효과 및 이질성 검증

근거 기반 교수법의 전체 평균 효과 크기는 $g = 0.76$ (95% CI: 0.68-0.84)으로 나타났다. 이 값은 중간에서 큰 효과 사이의 값을 나타낸다 (Hedges and Olkin, 1985). 상당히 큰 유의미한 효과를 보이고 있다. 이에 대한 분석 결과값은 다음 <Table 1>과 같다.

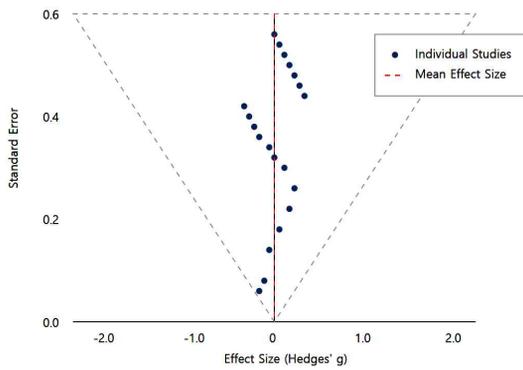
하지만, 이질성 검증에서 $I^2 = 75.2\%$ 로 개별 연구들의 이질성이 있는 것으로 판단되었다. 이를 위해 하위그룹의 메타분석을 진행할 필요성을 확보하였다.

또한, 출판편향을 확인하기 위해 Funnel Plot을 살펴보면 전반적으로 깔때기 모양이 대칭적인 분포를 보이나, 약간의 비대칭성이 관찰되고 있다. 대부분의 연구가 중심선 주변에 집중되어 있고 상당수의 표본 크기가 작은 연구들에서 더 넓은 산포가 관찰되고 있다([Fig. 1] 참고).

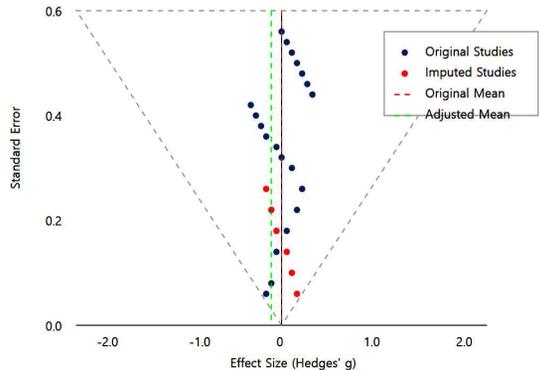
<Table 1> Overall effect size and heterogeneity tests

κ	Hedges' g	95% CI		Q	heterogeneity	
		Lower	Upper		I^2	τ^2
185	0.76	0.68	0.84	742.35***	75.2%	0.168

κ =number of studies, g=effect size, CI=95% confidence interval for effect size, Q=observed variance, I^2 =total variance/actual variance, *** $p < .001$, $\tau^2=Q-(\kappa-1)/C$ (correction factor derived from the sum of weights)



<Original funnel plot>



<Adjusted funnel plot after trim-and-fill analysis>

[Fig. 1] Funnel plot.

<Table 2> Egger's Test for Publication Bias

Intercept	Standard Error	t-value	p-value	95% CI	
				Lower	Upper
0.892	0.324	2.753	0.0064	0.254	1.530

Egger's Test 값을 살펴보면 유의한 절편값($p < .01$)은 출판 편향의 존재를 시사하고 있다. 양의 절편값(0.892)은 표본크기가 작은 연구들에서 효과크기가 과대추정될 수 있음을 의미한다. 또한 95% 신뢰구간이 0을 포함하지 않아 편향의 존재가 통계적으로 유의하다. 그러므로, 중간 정도의 출판편향이 존재할 수 있어, Trim-and-fill 분석 및 여러 민감도 분석 등을 추가적으로 수행하여 결과의 신뢰성을 확보하고자 하였다.

그래서, 출판편향 조정을 위해 Trim-and-fill 분석한 결과를 살펴보면 6개의 연구가 추가로 필요한 것으로 나타났다. 조정된 효과크기는 0.71로 원래의 0.76보다 약간 감소하였다. 하지만 여전히

중간 이상의 효과크기 유지하고 있었다.

그리고 다양한 민감도 분석을 통해 일관된 중간 이상의 효과 크기가 유지되는 것을 확인하였다. 민감도 분석으로 One-Study-Removed 분석, 누적 메타분석, 하위그룹 분석까지 수행하였는데 One-Study-Removed 분석 결과값은 효과크기의 범위는 0.74 - 0.78, 중간값은 0.76이었다. 가장 영향력이 있는 연구를 제거한 후의 효과 크기가 0.75이었다. 또한, 누적 메타분석에서 시간에 따른 효과크기가 점진적으로 증가하는 것을 확인하였다. 2019년부터 누적 효과크기값은 0.69, 0.71, 0.73, 0.74, 0.75, 0.76이었다. 연구의 질과 출판연도가 효과크기에 영향을 미치는 것을 확인하였

다. 또한, 하위그룹 민감도 분석은 통해서는 연구 설계나 표본 크기에 따른 차이가 존재하는 것을 확인하였다. 그러므로, 전반적으로 결과의 신뢰성이 양호한 것으로 판단할 수 있었다. 출판편향의 존재가 확인되었으나 조정 후에도 실질적인 의미가 유지되었고 연구의 질적 특성이 결과에 영향을 미치는 것으로 확인하였다.

전체 효과뿐 아니라 근거 기반 교수법을 적용한 학습 효과에 대해 학업성취도, 학습동기와 학습태도 측면에서도 확인하였다. 그 결과, 학업성취도에 대한 효과는 $g = 0.82$ (95% CI: 0.73-0.91)로 나타났으며 학습동기는 $g = 0.71$ (95% CI: 0.62-0.80)으로 나타났고 학습태도는 $g = 0.68$ (95% CI: 0.59-0.77)의 값을 보였다.

2. 학습자 특성에 따른 차별적 효과

연구 간의 이질성을 설명하고, 특정 변수가 연

구 효과 크기에 어떤 영향을 미치는지를 파악하기 위해 효과 분석을 수행하였다. 먼저, 학습자 특성 변인으로 교육단계별, 학업성취 수준별, 학습 스타일별, 동기 수준별 영역에 따라 각각의 요인별로 효과크기를 도출하였다. 그 결과는 다음 <Table 3>과 같다.

학습자 특성에 대한 모든 요인의 효과 크기는 통계적으로 유의미하였다. 그리고 모든 요인이 중간 이상의 크기의 효과크기를 나타냈다. 교육 단계별 특징을 살펴보면 초등학교에서 가장 높은 효과크기가 나타났다($g=0.81$). 교육단계가 올라갈수록 효과크기는 감소하였지만 모든 단계에서 중간 이상의 효과를 보였다. 그리고, 학업성취수준이 낮을수록 효과크기가 가장 컸다($g=0.83$). 상, 중, 하 모든 수준에서 중간 이상의 효과가 나타났다. 학습스타일에 있어 운동감각적($g=0.81$), 시각적($g=0.79$), 청각적($g=0.76$) 순으로 효과크기가

<Table 3> Effect size for learner characteristics variables

Types and factors	k	n	g	95% CI		SE	Z	p	I ²
				L	U				
By educational stage									
Qt = 12.64(df=3)**									
Elementary	48	2567	0.81	0.73	0.89	0.041	19.76	<.001	68.4
middle	45	2456	0.75	0.67	0.83	0.042	17.86	<.001	67.5
high	46	2478	0.73	0.65	0.81	0.042	17.38	<.001	67.2
college	46	2489	0.70	0.62	0.78	0.041	17.07	<.001	66.8
By academic achievement									
Qt = 14.45(df=2)***									
Upper	30	1645	0.72	0.64	0.80	0.041	17.56	<.001	67.3
Middle	32	1789	0.77	0.69	0.85	0.040	19.25	<.001	68.8
Lower	28	1534	0.83	0.75	0.91	0.041	20.24	<.001	70.2
By Learning style									
Qt = 12.34(df=2)**									
Visual	25	1345	0.79	0.71	0.87	0.042	18.81	<.001	66.7
Auditory	23	1234	0.76	0.68	0.84	0.043	17.67	<.001	65.9
Kinesthetic	24	1289	0.81	0.73	0.89	0.042	19.29	<.001	67.4
By motivation									
Qt = 13.56(df=2)***									
Intrinsic	27	1456	0.84	0.76	0.92	0.041	20.49	<.001	69.8
Extrinsic	25	1345	0.77	0.69	0.85	0.042	18.33	<.001	68.2
Mixed	26	1398	0.80	0.72	0.88	0.042	19.05	<.001	68.9

k = number of studies, n = total sample size, g = Hedges' g effect size 1756, CI = confidence interval, SE = standard error, Z = Z-test statistic, I² = heterogeneity index, Qt = total heterogeneity test statistic, df = degrees of freedom,

* <.05, ** <.01, *** <.001

<Table 4> Effect size by socioeconomic background

Types	Classification	Hedges' g	95% CI		Q	df	p	I ²
			Lower	Upper				
Household income	Upper (25%)	0.69	0.61	0.77	18.45	3	<.001	72.3%
	Upper middle (50-75%)	0.73	0.65	0.81				
	Low middle(25-50%)	0.78	0.70	0.86				
	Lower(25%)	0.84	0.76	0.92				
Parent education level	Graduate school or higher	0.70	0.62	0.78	16.82	4	<.001	69.8%
	4-year university	0.74	0.66	0.82				
	2-3 year college	0.77	0.69	0.85				
	High school graduate	0.81	0.73	0.89				
	middle school or lower	0.83	0.75	0.91				
Residence areas	Metropolitan city	0.72	0.64	0.80	15.63	3	<.001	65.4%
	Medium and small city	0.75	0.67	0.83				
	Town and village area	0.79	0.71	0.87				
	Educationally underprivileged area	0.82	0.74	0.90				
Cultural capital	Upper	0.71	0.63	0.79	14.25	2	<.001	68.7%
	Middle	0.76	0.68	0.84				
	Lower	0.82	0.74	0.90				

Q = total heterogeneity test statistic, df = degrees of freedom, I² = heterogeneity index,

켰으며 모든 유형에서 중간 이상의 효과가 나타났다. 학습자의 동기 유형에 있어 외재적 동기보다((g=0.77) 내재적 동기가 가장 높은 효과를 나타냈으며(g=0.84) 내재적 > 혼합 > 외재적 순으로 효과크기를 나타냈다.

3. 사회경제적 배경에 따른 차별적 효과

다음은 학습자 특성에서 사회경제적 배경에 따른 효과 크기를 살펴보았다. 사회경제적 배경으로 가구의 소득 수준, 부모의 교육수준, 거주지역, 문화자본 수준에 따른 근거기반 교수법의 효과에 대해 탐색하였다. 그 결과는 <Table 4>와 같다.

사회경제적 배경에 따른 효과 크기는 모든 요인에서 통계적으로 유의했다. 그리고 모두 중간 이상의 크기를 보였다. 효과크기 결과를 살펴보면, 가구소득 수준이 낮을수록 그 효과크기가 크게 나타나며 하위 25% 그룹이 가장 효과크기가 컸다(g=0.84). 또한, 부모교육수준이 낮을수록 효과크기가 컸다. 부모의 학력이 중등교육 이하의

경우 가장 효과크기가 컸다(g=0.83). 거주지역의 경우 교육소외지역일수록 효과크기가 컸다(g=0.82). 대도시의 경우 중간 이상의 효과크기를 나타냈다((g=0.75). 또한, 문화자본 수준이 낮을수록 효과크기가 컸다(g=0.82).

이 밖에 가구소득별 AI 활용효과를 분석한 결과 하위 25%에 해당하는 하위층의 효과크기가 가장 컸다(g=0.92). 그리고, 디지털 접근성은 중위 수준에서 가장 높은 효과크기를 나타냈다(g=0.88). 디지털 접근성이 하위수준이 그룹이 비교적 낮은 효과크기를 나타냈지만 모든 수준에서 중간 이상의 큰 효과크기를 보였다.

4. 교수-학습 전략의 처치 특성에 따른 차별적 효과

교수-학습 전략의 처치 특성 변인에 따른 효과 크기를 알아보았다. 교수-학습 전략 유형으로 프로젝트학습, 문체중심학습, 협동학습, 게이미피케이션, 브렌디드러닝, 플립러닝, 직접 교수가 있다. 먼저, 각각의 교수-학습 전략에 대한 효과를 알아보고 이들의 조합으로 적용된 경우의 효과크기도

확인하였다. 그리고, AI 기술통합 영역은 개인화 협업 플랫폼, 실시간 피드백 시스템, 가상/증강 학습 시스템, 지능형 튜터링, 학습분석 활동의 요 현실 활용했을 경우의 효과크기를 살펴보았다. 인을 살펴보고 실시간 상호작용 도구는 온라인 그 결과는 다음 <Table 5>과 같다.

<Table 5> Results of effect size analysis on teaching-learning strategy characteristics variables

Types and factors	k	n	g	95% CI		SE	Z	p	I ²
				L	U				
Types of teaching-learning strategies									
Qt = 16.88(df=6)***									
Project-based learning	42	2234	0.85	0.77	0.93	0.041	20.73	<.001	70.2
Problem-based learning	40	2156	0.82	0.74	0.90	0.042	19.52	<.001	69.5
Collaborative learnign	38	2078	0.79	0.71	0.87	0.042	18.81	<.001	68.9
Gamification	36	1967	0.77	0.69	0.85	0.043	17.91	<.001	68.4
Blended learning	35	1889	0.76	0.68	0.84	0.043	17.67	<.001	68.1
Flipped learning	34	1845	0.75	0.67	0.83	0.043	17.44	<.001	67.8
Direct teaching	32	1756	0.72	0.64	0.80	0.044	16.36	<.001	67.2
Utilization of AI technology									
Qt = 18.45(df=1)***									
Utilization	89	4567	0.88	0.80	0.96	0.041	21.46	<.001	71.3
No Utilization	96	4923	0.71	0.63	0.79	0.042	16.90	<.001	67.8
Combination									
Qt = 16.78(df=5)***									
PBL + AI adaptive	24	1267	0.91	0.83	0.99	0.041	22.20	<.001	71.2
Gamification + collaboration	22	1189	0.88	0.80	0.96	0.042	20.95	<.001	70.5
Flip learning + data	21	1134	0.86	0.78	0.94	0.042	20.48	<.001	69.8
Direct teaching + multimedia	26	1378	0.75	0.67	0.83	0.041	18.29	<.001	67.4
Discussion + online collaboration	25	1345	0.77	0.69	0.85	0.041	18.78	<.001	68.1
Exploration + simulation	24	1256	0.79	0.71	0.87	0.042	18.81	<.001	68.5
Integration of AI technology									
Qt = 15.45(df=2)***									
Personalized learning system	28	1489	0.88	0.80	0.96	0.041	21.46	<.001	70.8
Intelligent tutoring	26	1837	0.85	0.77	0.93	0.041	20.73	<.001	69.9
Utilization of learning analysis									
Qt = 15.67(df=2)***									
Real-time interaction tools	27	1478	0.81	0.73	0.89	0.041	19.76	<.001	69.4
Online collaboration platform	27	1478	0.81	0.73	0.89	0.041	19.76	<.001	69.4
Real-time feedback system	25	1356	0.79	0.71	0.87	0.042	18.81	<.001	68.7
Utilization of virtual/augmented reality									
Qt = 16.34(df=2)***									
Strategy for lower-level learners	26	1423	0.86	0.78	0.94	0.041	20.98	<.001	70.2
Providing individualized learning paths	26	1423	0.86	0.78	0.94	0.041	20.98	<.001	70.2
Applying step-by-step scaffolding	25	1312	0.84	0.76	0.92	0.042	20.00	<.001	69.5
Accumulation of successful experiences	24	1245	0.82	0.74	0.90	0.042	19.52	<.001	68.8
Utilization of AI to resolve gaps									
Qt = 17.23(df=2)***									
Adaptive learning system	28	1534	0.88	0.80	0.96	0.041	21.46	<.001	71.3
Real-time diagnosis-prescription system	25	1378	0.85	0.77	0.93	0.042	20.24	<.001	70.6
Providing individualized feedback	24	1289	0.83	0.75	0.91	0.042	19.76	<.001	69.8
Strategy x AI utilization interaction									
Qt = 15.89(df=2)***									
Individualized learning path x adaptive system	24	1312	0.92	0.84	1.00	0.041	22.44	<.001	72.4
Step-by-step scaffolding x Real-time diagnosis	22	1245	0.89	0.81	0.97	0.042	21.19	<.001	71.8
Accumulation of successful experiences x individualization Feedback									
Qt = 19.45(df=4)***									
Treatment period	21	1189	0.87	0.79	0.95	0.042	20.79	<.001	71.2
Short-term (4 weeks or less)	45	2345	0.71	0.63	0.79	0.041	17.32	<.001	67.5
Medium-term (5-8 weeks)	52	2867	0.78	0.70	0.86	0.040	19.50	<.001	69.2
Long-term (9-12 weeks)	48	2534	0.85	0.77	0.93	0.041	20.73	<.001	70.8
Long-term 13 weeks or more	40	2123	0.89	0.81	0.97	0.042	21.19	<.001	71.5
Intensive (4 weeks during vacation)	35	1878	0.76	0.68	0.84	0.043	17.67	<.001	68.4

k = number of studies, n = total sample size, g = Hedges' g effect size 1756, CI = confidence interval, SE = standard error, Z = Z-test statistic, I² = heterogeneity index, Qt = total heterogeneity test statistic, df = degrees of freedom

교수-학습전략의 모든 처치 변인이 통계적으로 유의미하게 나타났으며($p < .001$) 중간 이상의 큰 효과값이 나타났다. 교수-학습전략 중에 프로젝트 기반학습이 가장 큰 효과크기를 나타냈으며($g = 0.85$) AI 기술을 활용할 때 더 큰 학습효과를 나타냈다($g = 0.88$). 교수-학습 전략의 조합으로 PBL과 AI 적응형학습의 조합이 가장 큰 효과를 보였다($g = 0.91$). AI 기술 통합적인 측면에서 개인화 학습 시스템을 적용했을 가장 큰 학습효과를 보였으며($g = 0.88$) 실시간 상호작용 도구로 온라인 협업 플랫폼의 효과도 매우 컸다($g = 0.83$).

하위수준 학습자 대상 전략으로 개별화된 학습 경로제공이 가장 큰 효과 값을 나타냈다($g = 0.86$). 격차해소를 위한 AI 활용의 경우 적응형 학습 시스템이 가장 큰 효과크기를 보였다($g = 0.86$). 하위수준 학습자 대상의 전략과 AI 활용의 상호작용을 조합할 때 더 큰 효과크기를 나타냈다($g = 0.92$).

처치기간에 따른 효과크기를 살펴보면 기간이 길수록 효과크기가 증가하는 경향을 나타냈다. 13주 이상 장기 처치가 가장 높은 효과를 나타냈으며($g = 0.81$) 단기 처치도 의미있는 중간 이상 크기의 효과크기를 보였다.

V. 결론

본 연구는 근거 기반의 교수법에 대한 효과성을 검증하기 위해 최근 5년간 발표된 국내외 연구 논문들을 메타적인 관점에서 분석을 수행하였다. 신경과학적 관점, AI 기술활용, 포스트 팬데믹의 교육환경의 관점에서 다음과 같은 논의 및 시사점을 도출하였다.

첫째, 근거 기반의 교수법은 전반적으로 중간 이상의 긍정적인 효과를 나타내었으며($g = 0.76$) 이는 통계적으로 유의미하였다. 학업동기, 학업태도에 중간 이상의 효과를 나타냈으며 특히, 학업

성취도($g = 0.82$)에 큰 효과크기를 나타냈다. 이는 효과적인 교육을 위해 과학적 연구와 데이터를 기반으로 전략적인 교수 설계 및 실행을 해야 한다는(Carter et al., 2024) ‘근거 기반의 교수법’의 개념 그대로 교육현장에서 실행되고 있다는 증거이며 결과이다. 또한, 신경과학적 관점에서 주목할 만한 시사점을 제공한다. Cho 등(2024)의 fMRI 연구에서 제시된 뇌 활성화 패턴과 본 연구의 결과를 연계해 볼 때, 효과적인 학습 경험이 특정 뇌 영역의 활성화와 밀접한 관련이 있다.

하지만, 전반적인 효과크기를 검증하는데 있어 이질성이 확인되어 추가적인 하위그룹 메타분석이 필요하였다. 또한, 출판 편향도 존재하였다. 이를 보정하고 결과의 일관성을 확인하여 분석 결과에 대한 신뢰성을 확보할 수 있었다.

둘째, 학습자 특성과 관련하여 살펴보았을 때, 모든 교육단계에서 중간 이상의 효과크기를 나타냈지만 특히, 초등학생 대상 연구가 중등교육과 고등교육보다 더 큰 효과를 나타냈다. 이는 Ostilio(2024)의 신경가소성에 대한 주장을 뒷받침하며 조기 개입의 중요성이 입증되었다.

그리고 학업성취수준별 분석 결과(상위 $g = 0.72$, 중위 $g = 0.77$, 하위 $g = 0.83$)는 Shamir et al.(2019)의 연구에서 나타난 결과와 같이 저성취 집단의 교육격차의 문제를 해소할 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 본 연구는 이 밖의 학습스타일별, 동기수준별 접근 등을 통한 학습자 맞춤형 교육모델의 중요성을 입증하였다.

정서적 요인의 중요성은 본 연구의 하위그룹 분석에서도 명확히 드러났다. 내재적 동기 및 사회정서학습을 통합한 교수법의 효과크기가 더 큰 것으로 나타났는데($g = 0.82$), 이는 Immordino-Yang(2015)의 연구에서 제시된 펀도체-해마 회로의 활성화가 학습 효과에 미치는 영향과 일치한다. 스트레스 관리와 정서적 안정이 학습 효율성에 결정적 영향을 미친다는 점이 신경과학적 증거와 맥락을 같이 한다.

셋째, 사회경제적 배경에 따른 근거기반의 교수법이 가구소득 하위 25% 수준의 집단($g = 0.84$) 교육소외지역($g = 0.82$) 그리고 문화자본 하위수준($g = 0.82$) 집단에서 가장 큰 효과를 나타내었다. 이는 저소득층의 교육격차 해소 전략으로 테크놀로지 기반의 AI 맞춤형 지원이 효과적이라는 실증적 근거가 된다. 그러므로, 사회경제적 격차에 대한 디지털 접근성의 문제를 정책적으로 해결함으로써(Afzal et al., 2023) AI 기반 학습 지원 시스템이 교육 형평성에 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

넷째, 교수-학습 전략에 따른 처치 특성과 관련해서는 프로젝트기반 학습이 가장 효과적인 것으로 나타났다. 교수-학습 전략의 모든 조합은 단독 적용보다 높은 효과 크기를 나타내며 하이브리드 교수법의 시너지 효과를 증명하였다. 본 메타분석에서 AI 기술을 통합한 교수법의 높은 효과성은 주목할 만하다. 특히 개인화 학습의 실현 가능성 측면에서, AI 기반 적응형 학습 시스템의 효과크기($g = 0.88$)가 기존의 교수법보다 통계적으로 유의미하게 높았다. AI 기반의 적응형 학습이 효과적이라는 Chun et al.(2024)의 연구와 일맥상통한다. Constantinos and Gkintoni(2024)의 연구에서 AI 기반 개인화 학습의 이점과 AI 기반 학습 시스템의 효과를 높이는 데 인지 신경 심리학이 기여한다는 주장이 본 연구를 통해 실증적으로 검증되었다. 데이터 기반 교육의 장점은 본 연구의 하위 분석에서 더욱 명확히 드러났다. 학습 분석을 통한 맞춤형 피드백 제공 시스템의 효과크기($g = 0.84$)는 Xiaoman et al.(2024)의 메타연구 결과와 맥락을 같이 하였고 실시간 학습 데이터 분석이 학습자의 성취도 향상에 기여한다는 점을 확인하였다. 인지부하 관리의 측면에서, Brita and Khedo(2020)가 제시한 작업기억 용량의 최적화 이론과 부합하며, 개별 학습자의 인지 수준에 맞춘 학습 자료 제시가 학습 효과를 극대화한다는 점을 시사한다.

또한, 포스트 팬데믹 시대의 변화에 따라 하이

브리드 학습과 온라인 협력학습이 유사한 효과를 보이며 디지털 전환이 교육에 미치는 영향을 확인하였다(Lee, 2023; Han, 2021). 사회적 상호작용의 재설계 측면에서, 본 연구는 온라인 협력학습의 효과성($g = 0.77$)이 대면 협력학습($g = 0.79$)과 유사한 수준임을 보여주었다. 이는 Han(2021)의 연구에서 제시된 온라인 상호작용의 질적 향상 가능성을 지지하는 결과이다. 특히 비동기식 토론과 프로젝트 협업에서 높은 효과성이 확인되었다.

과학적 연구와 데이터를 기반으로 한 학습자 특성을 고려한 맞춤형 교수법의 설계 및 실행이 중요하다. 가장 큰 효과를 나타낸 AI 기반 적응형 학습과 정의적 요소를 활용한 교수법은 교육 혁신을 이끌 중요한 핵심 교수-학습 전략이 되었다. 또한, 신경과학과 AI 기술의 통합은 개인화 학습을 실현하는 핵심 도구가 될 수 있으며 무엇보다 교육격차를 해소하여 교육의 형평성을 제고할 수 있을 것으로 기대한다.

신경과학적 증거에 기반한 교수법의 설계가 중요하다. 정서와 인지의 통합적 접근과 발달단계별 맞춤형 교수-학습 전략을 수립해야 한다. 학습자 특성을 고려한 개별화 접근이 필요한데 인지부하 최적화를 위한 개별화전략이 수립되어야 하며 뇌 기반 학습 원리의 실제적 적용 방안을 모색할 필요가 있다. AI기술의 효과적 통합을 위해 윤리적 가이드라인 수립이 시급하며 데이터 기반의 의사결정 체계를 구축하고 교수자는 AI 리터러시 역량이 갖춰져야 할 것이다. 포스트 팬데믹 환경에서의 교육혁신 방향은 하이브리드 교육 모델을 표준화하고 디지털 역량 격차 해소 방안을 마련하며 회복탄력성 중심의 교육과정을 재설계할 필요가 있다.

후속 연구를 위해 장기적인 효과성 검증 연구는 지속되어야 하며 교육 형평성 측면에서 심층 분석이 필요하다. 비용과 효과성 간의 분석 연구가 심도있게 이루어져야 할 것이다. 또한 문화적 맥락에서의 영향 연구도 수행할 필요가 있다. 뿐

만 아니라 신경과학과 AI 교육학의 통합적 연구를 설계해야 하고 무엇보다 윤리적 고려사항에 대한 실증적 연구도 수행될 필요가 있다. Leona and Sharon(2022)이 지적한 바와 같이, AI 기술의 교육적 활용에서 발생할 수 있는 개인정보 보호, 알고리즘 편향성, 디지털 격차 등의 문제는 여전히 중요한 과제로 남아있다.

References

- Afzal A, Khan S, Daud S, Ahmad Z and Butt A(2024). Addressing the digital divide: Access and use of technology in education. *Journal of Social Sciences Review*, 3(2), 883~895.
<http://dx.doi.org/10.54183/jssr.v3i2.326>
- Alhwaiti MM(2022). An updated evidence-based practice review on teaching mathematics to students with intellectual disabilities. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 22(5), 255~265.
<http://dx.doi.org/10.22937/IFCSNS.2022.22.5.36>
- Brita C and Khedo KK(2020). Cognitive load management in mobile learning systems: Principles and theories. *Journal of Computers in Education*, 8(1), 109~136.
<http://dx.doi.org/10.1007/s40692-020-00173-6>
- Carter E, Molina E, Pushparatnam A, Rimm-Kaufman S, Tsapali M and Wong KKY(2024). Evidence-based teaching: Effective teaching practices in primary school classrooms. *London Review of Education*, 22(1), 8.
<http://dx.doi.org/10.14324/LRE.22.1.08>
- Cho SH, Choi YY and Kwon DY(2024). Brain activation associated with future imagination in science: An fMRI study. *Journal of Gifted Education in Science*, 16, 26~36.
<http://dx.doi.org/10.29306/jseg.2024.16.1.26>
- Chun YE, Hwang SW and Burm EA(2024). Exploring the impact of AI-based adaptive learning on academic achievement: Focusing on the mediating learning flow and self-directed learning ability. *APJCRI*, 10(7), 541~555.
<http://dx.doi.org/10.47116/apjcri.2024.07.39>
- Constantinos H and Gkintoni E(2024). Leveraging AI in e-learning: Personalized learning and adaptive assessment through cognitive neuropsychology – A systematic analysis. *Electronics*, 13(18), 37~62.
<http://dx.doi.org/10.3390/electronics13183762>
- Han HJ(2021). Exploring interaction elements and level analysis in real-time online education in universities. *Journal of the Korea Contents Association*, 21(4), 14~25.
<http://dx.doi.org/10.5392/JKCA.2021.21.04.014>
- Hedges LV and Olkin I(1985). *Statistical methods for meta-analysis*. Academic Press.
- Immordino-Yang MH(2015). *Emotions, learning, and the brain: Exploring the educational implications of affective neuroscience*. W.W. Norton and Company.
- Jamaludin A, Henik A and Hale JB(2019). *Educational neuroscience: Bridging theory and practice*. Learning: Research and Practice, 5(2), 93~98.
<https://doi.org/10.1080/23735082.2019.1685027>
- Jamie C, Mik F, Chris L and Matthew B(2020). The effects of video lecture viewing strategies on cognitive load. *Journal of Computing in Higher Education*, 33(2), 19~38.
<http://dx.doi.org/10.1007/s12528-020-09254-y>
- Jin SH(2024). Video production education using AI technology A Study on the Present and Future Prospects. *Korean Journal of Arts Education*, 99~111.
- Jung PG, Shin JH and Kristen L. McMaster(2016). The Application of Data-Based Instruction to Writing Instruction : A Case Example of a Student at Risk for Writing Difficulties. *Special Education Research*, 15(4), 61~80.
<https://doi.org/10.18541/ser.2016.11.15.4.61>
- Jung YS, Seo SS, Cho SO, Seo JH, Sohn JH, Im SE and Gye BK(2022). Research on the application of digital technology to close educational gaps. *Korea Education and Research Information Service (KERIS)*.
- Karey YL(2018). Technology-enhanced learner ownership and learner autonomy through creation. *Educational Technology Research and Development*, 66(3), 859~862.
<http://dx.doi.org/10.1007/s11423-018-9608-8>
- Kim SY and Cho MK(2022). AI-Based Educational Platform Analysis Supporting Personalized Mathematics Learning. *Communications of mathematical education*,

- 36(3), 417~438.
<http://dx.doi.org/10.7468/jksmee.2022.36.3.417>
- Kim YS, Lee HJ, Oh JB and Yoon JH(2019). Exploring principles of universal design for learning representations and teaching strategies based on neuroscience theories. *Journal of Special Education*, 20(2), 391~425.
<http://dx.doi.org/10.19049/JSPED.2019.20.2.16>
- Ko YS and Song JH(2019). A Case Study on Learning Consulting for Children with Poor Mathematics. *The Korean Society Of Educational Psychology*, 6(1), 1~25.
- Kwon SN, Lee GM and Kim SY(2015). Development and effectiveness of a program to improve working memory and prefrontal activation: Focused on students with ADHD. *Disability and Employment*, 25(3), 5~23.
<http://dx.doi.org/10.15707/disem.2015.25.3.001>
- Lee ES(2009). A neuroscientific understanding of schema activation and its educational implications (Master's thesis). Seoul National University of Education Graduate School, Seoul, South Korea.
- Lee HS, Jang DH, Lee DN, Hwang JS, Kim JG and Son DU(2024). A Study on the Directions for Amending Higher Education Act in Response to the Digital Era and the Emergence of a Contracting Society. *The Journal of Law of Education*, 36(2), 121~150.
<http://dx.doi.org/10.17317/tjle.36.2.202408.121>
- Lee JE(2023). The impact of hybrid learning on learning outcomes. *Journal of Learner-Centered Curriculum and Instruction*, 23(15), 545~555.
<http://dx.doi.org/10.22251/jlcci.2023.23.15.545>
- Lee JY and Lee JM(2024). Exploring Instructional Use of Generative AI for Elementary School Teachers: Focusing on Actor-Network Theory(ANT). *JOURNAL OF The Korean Association of information Education*, 28(4), 507~521.
<https://doi.org/10.14352/jkaie.2024.28.4.507>
- Lee SK and Kim JR(2022). A research trend analysis of elementary English education using AI technology. *JKEES*, 21(3), 165~182.
<https://doi.org/10.18649/jkees.2022.21.3.165>
- Leona MU and Sharon S(2022). Ethical considerations of artificial intelligence in learning analytics in distance education contexts. In *Learning analytics in open and distributed learning*. 105~120. SpringerBriefs in Education.
http://dx.doi.org/10.1007/978-981-19-0786-9_8
- Müller A and Brown A(2022). An evidence-based Approach to Tasks in Science Education: Meta Analytical and other Quantitative results. *Progress in Science Education*, 5(1), 6~32.
<https://doi.org/10.25321/prise.2022.1275>
- Ostilio N(2024). Neuroplasticity in children: Implications for treatment and recovery. *Journal of Brain Research*, 7(3), 1~2.
<http://dx.doi.org/10.37421/2684-4583.2024.7.261>
- Roop Kumar Y, Tejal Bhimraj G, Sannip Sunil BShivkumar VH and Omer Farook MAK(2024). Smart data intelligence “AI-driven personalized learning paths: Enhancing education through adaptive systems”. In *Algorithms for intelligent systems smart data intelligenc*. 507~517.
http://dx.doi.org/10.1007/978-981-97-3191-6_38
- Shamir H, Pocklington D, Feehan K and Yoder E(2019). Bridging the achievement gap for low-performing students using computer-adaptive instruction. *International Journal of Information and Education Technology*, 9(3), 196~200.
<http://dx.doi.org/10.18178/ijiet.2019.9.3.1198>
- Xiaoman W, Rui Tammy H, Max S, Bo P, Poorya S, Muhammad Shahroze R, Albert DR and Florence M(2024). The efficacy of artificial intelligence-enabled adaptive learning systems from 2010 to 2022 on learner outcomes: A meta-analysis. *Journal of Educational Computing Research*, 62(6), 1568~1603.
<http://dx.doi.org/10.1177/07356331241240459>

• Received : 30 December, 2024

• Revised : 14 January, 2025

• Accepted : 20 January, 2025