

컴퓨터교육학회 논문지 2025년 제28권 제12호
https://doi.org/10.32431/kace.2025.28.12.006



생성형 AI 사용경험이 AI 역량에 미치는 영향 - 정보화교육 이수수준을 중심으로

Digital education level as mediator of generative AI experience and AI literacy

박양수[†] · 정진택^{††}
Yang-Soo Park[†] · Jin-Taek Jung^{††}

요약

디지털 전환 환경에서 생성형 AI 사용경험(AIE)이 AI 역량(AIL)에 미치는 경로와, 정보화교육 이수수준(DEL)의 매개효과를 실태조사로 검증할 필요가 있다. 본 연구는 NIA 2024 디지털 정보격차 실태조사 자료(일반국민 5,883명)를 활용하여 성별·학력·세대·소득을 통제하고 위계적 회귀 및 PROCESS Model 4(부트스트랩 5,000, 95% CI)를 적용하였다. 분석 결과, AIE는 AIL에 유의한 정(+)의 영향을 보였고($\beta=.318$), DEL은 AIE→AIL 관계를 부분 매개하였다(간접효과=0.3307, 95% CI [.2722, .3907]). 이는 '개인 경험(AIE)'과 '공적 학습(DEL)'의 연계가 AI 리터러시 제고에 효과적임을 시사하며, 경험-교육 연계형 정책 설계의 근거를 제시한다. 아울러 본 연구는 횡단면 자료에 기반하므로 인과적 해석에는 주의를 요하며, 향후 종단·실험 연구를 통해 검증을 확장할 필요가 있다.

주제어 생성형 AI 사용경험, AI 역량, 정보화교육 이수수준, 매개효과, 디지털 리터러시, 교육정책

ABSTRACT

This study empirically tests whether Generative AI experience (AIE) influences AI literacy (AIL) and whether digital education level (DEL) mediates this relationship in the context of digital transformation. Using the 2024 NIA (National Information Society Agency) Digital Divide Survey of 5,883 adults, we ran hierarchical regressions and PROCESS Model 4 with 5,000 bootstrap resamples (95% CIs), controlling for gender, education, generation, and income. AIE positively predicted AIL ($\beta = .318$), and DEL partially mediated the association (indirect effect [B] = 0.3307, 95% CI [0.2722, 0.3907]). These findings suggest that linking personal AIE with structured public digital education may strengthen AI literacy and inform experience-education programs. As the data are cross-sectional, causal claims should be made cautiously; future longitudinal or experimental studies are warranted.

Keywords Generative AI Experience, AI Literacy, Digital Education Level, Mediation Effect, Digital Literacy, Educational Policy

†정회원 한성대학교 대학원 지식서비스&컨설팅
 학과 박사과정
††정회원 한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원
 글로벌AI경영컨설팅학과 특임명예교수
 (교신저자)
논문투고 2025년 06월 16일
심사완료 2025년 08월 28일
게재확정 2025년 09월 16일
발행일자 2025년 12월 31일

1. 서론

디지털 전환 가속화와 함께 인공지능(AI) 기술의 확산은 시민들의 정보 활용 방식과 학습 역량에 근본적 변화를 가져오고 있다. 특히 생성형 인공지능(Generative AI)의 보급은 텍스트, 이미지, 데이터 등 다양한 콘텐츠를 직접 생산할 수 있는 환경을 제공하며 개인의 AI 역량(AI Literacy, AIL) 함양에 중요한 영향을 미치고 있다[1].

생성형 AI 사용경험은 단순한 기술 체험을 넘어 정보 탐색, 문제 해결, 창의적 사고 과정을 촉진한다. 디지털 기반 학습 경험은 인지적·구조적 사고를 강화함으로써 AI 기술에 대한 이해와 활용 역량 심화에 기여할 수 있다[2]. 이에 따라 생성형 AI 경험이 AI 역량 형성에 긍정적 영향을 미치는 구조적 경로에 대한 관심이 높아지고 있다.

AI 역량은 AI 기술을 이해하고 비판적으로 평가하며 창의적으로 활용하는 복합적 역량으로 정의된다[3]. 또한, 이른바 디지털 네이티브라 하더라도 디지털 리터러시는 체계적 교수·학습을 통해 충분히 향상될 수 있음이 보고되어, 교육 설계의 필요성이 강조된다[4]. 아울러 정보/디지털 리터러시는 탐색·평가·창출·윤리 등 다차원 구성요소를 포함하는 개념으로 정립되어 왔으며, 이는 공적 교육 내용의 토대를 제공한다[5].

한편, 정보화교육 이수수준은 AI 역량 향상의 촉진 요인으로 주목된다. 디지털 리터러시 교육은 기술 이해도와 활용 능력을 높여 생성형 AI 사용경험을 보다 효과적인 학습 경험으로 전환하는 데 기여한다[4, 6]. 따라서 개인 경험(생성형 AI 사용경험, Generative AI Experience, AIE)과 공적 교육(정보화교육 이수수준, Digital Education Level, DEL)의 연계를 전제로 본 연구를 설계하였다.

그러나 기존 연구에서는 생성형 AI 사용경험과 AI 역량 간 구조적 관계 및 정보화교육 이수수준의 매개적 역할을 동일 모형에서 실증적으로 검증한 연구가 부족하다. 본 연구는 이러한 공백을 보완하고자, 생성형 AI 사용경험이 AI 역량에 미치는 영향을 분석하고 이 관계에서 정보화교육 이수수준의 매개효과를 검증함으로써 경험-교육 연계형 AI 역량 제고 경로를 제시하고자 한다.

2. 선행연구 분석

2.1 생성형 AI 사용경험

생성형 AI 사용경험(Generative AI Experience, AIE)은 텍스트·이미지·데이터 등 콘텐츠를 생성하는 AI 도구(예: ChatGPT, DALL·E 등)를 활용하는 과정 전반·프롬프트 설계, 시스템 출력의 평가·수정, 반복 학습·에서 사용자가 획득하는 실제적·절차적·메타인지적 경험을 뜻한다. 이러한 상호작용적 사용 맥락은 협업적 학습 환경을 형성하고, 도구의 기능·한계에 대한 이해를 촉진한다[3].

AIE가 역량 형성에 기여하는 경로는 (a) 반복적 상호작용

을 통한 절차지식의 축적과 오류 교정[3], (b) 산출물 평가-재질문-재생성의 순환을 통한 메타인지적 점검 및 비판적 사고 촉진[2], (c) 데이터·출처·저작권·편향 등 윤리·책임 문제에 대한 성찰을 동반한 정보행위 전 과정(탐색·평가·창출·윤리)의 체화[5]로 요약할 수 있다. 실제 수업 맥락 연구에서도 생성형 AI 도구 활용이 디지털 리터러시와 혁신 역량을 유의미하게 향상시키는 효과가 보고되어, AIE의 교육적 잠재력을 뒷받침한다[1]. 더 나아가 AI 리터러시의 교수·학습·평가 틀을 정립하려는 최근 논의는, 이러한 도구 기반 상호작용 경험을 교수 설계 안에 체계적으로 위치시킬 필요성을 강조한다[6].

AIE는 경험 기반 학습만으로도 의미가 있지만, 체계적 교육적 지원이 결합될 때 효과가 증폭될 수 있다는 점이 누적 증거로 제시되어 왔다[4]. 따라서 본 절(2.1)은 AIE의 개념적 성격과 작동 메커니즘을 정리하는 데 한정하고, AIE→AI 역량(AIL) 경로의 실증 검증과 정보화교육 이수수준(DEL)의 매개효과는 뒤의 2.4절과 실증분석에서 다룬다. 아울러 본 연구에서의 AIE 조작적 정의(NIA 설문 기반 생성형 AI 서비스 이용 빈도)는 3.3.1절에 상세히 제시한다.

2.2 AI 역량

AI 역량(AI Literacy, AIL)은 AI 시스템의 작동 원리 이해, 데이터·모델의 판별 및 활용, 산출물의 비판적 평가, 윤리·책임에 기반한 적용, 인간-AI 협업을 포괄하는 복합적 역량으로 정의한다[3]. 정보/디지털 리터러시의 탐색·평가·창출·윤리 축이 AI 맥락에서 재구성된 것으로 볼 수 있으며, 개념적 토대는 정보 리터러시 논의에서 확장된다[5].

최근 연구는 AIL을 지식(개념·원리)-기술(활용·문제해결)-태도/가치(윤리·사회적 책무)의 통합 프레임으로 정립하고, 교육·평가의 구성요소와 절차를 제시한다[6]. 이때 AIL은 단순한 프로그래밍 숙련이나 도구 조작과 구별되며, 모델의 한계·편향 인지, 근거 있는 프롬프트·검증, 저작권·개인정보 준수까지 포함된다[3, 6].

교육적 관점에서 AIL은 체계적 교수·학습을 통해 향상될 수 있으며, 이른바 디지털 네이티브도 교육개입 후 리터러시가 유의미하게 개선될 수 있음이 보고되어 왔다[4]. 고등교육 현장 메타 검토에서도 데이터 기반 의사결정, 윤리·책임성 등과 연계된 AIL의 중요성이 확인된다[7].

본 연구는 위 개념틀에 따라 AIL을 AI의 원리 이해·활용·평가·윤리의 통합 역량으로 개념화하며, 조작적 정의는 3.3.2절의 NIA 12문항(4점 리커트) 척도로 제시한다. (측정 문항 구성·신뢰도 등 방법론 상세는 3.3.2절에서 설명한다.)

2.3 정보화교육 이수수준

정보화교육 이수수준(Digital Education Level, DEL)은 국가·지자체 등 공적 체계가 제공하는 디지털 역량 교육 과정을 개인이 어느 수준까지 이수했는지를 나타내는 지표로, 단순 기기조작을 넘어 탐색·평가·창출·윤리에 이르는 다차원적 디지털 리터러시의 학습 결과를 포착한다[5]. 이러한

관점은 디지털 격차를 접근·활용·성과 차원으로 확장해 본다는 연구 전통과도 맞물리며, 공적 학습 경험이 개인의 기술 활용 능력과 사회적 참여 능력을 함께 증진시킨다는 점을 강조한다[8].

국내 정보(화)교육 연구는 교육과정의 구조화와 효율성을 꾸준히 논의해 왔다. 학교도서관 기반 정보교육 모형과 교원 원격 정보활용교육 효과 분석 등은 체계적 교수-학습 설계가 정보활용 역량 고도화에 기여함을 보여준다[9, 10]. 이에 따라 본 연구는 기초-생활-심화-특별의 4단계 DEL 체계를 개념화의 기준으로 삼는다. 특히 특별(고급) 단계는 생성형 AI 활용과 저작권·윤리를 통합하는 최신 교육 수요를 반영한다[11].

DEL은 단독의 기술 훈련을 넘어 경험을 학습으로 구조화하는 촉진 요인으로 기능한다. 예컨대, 공적 디지털 교육은 생성형 AI 도구 사용에서 발생하는 시행착오를 비판적 평가·윤리적 판단·맥락적 적용으로 연결해 학습 효율을 높인다[1, 4]. 이는 개인의 경험(AIE)과 공적 학습(DEL)의 연계가 AI 역량 축적을 가속화할 수 있음을 시사한다.

아울러 DEL은 사회·정책적 성과와도 맞닿는다. 디지털 학습 경험은 사회적 배제·포용의 연결고리에서 사회적 자본을 매개로 광범위한 태도·행동 변화를 유도하고[12], 온라인 정치참여·정책 신뢰 등 공적 영역에서의 효과도 연동된다[13, 14]. 이러한 근거는 본 연구에서 DEL을 기술 숙련의 지표로 넘어 공적 학습 경험의 질적 수준으로 해석해야 함을 뒷받침한다.

2.4 생성형 AI 사용경험과 AI 역량의 관계

생성형 AI 사용경험(AIE)은 프롬프트 설계-피드백-재시도라는 반복적 상호작용을 통해 모델의 작동 원리와 한계를 체험적으로 학습하게 하며, 산출물 평가와 오류 교정 과정에서 비판적 판단 및 메타인지가 촉발된다[3, 6]. 이러한 과정 기반 학습은 AIL의 핵심 구성요소(개념 이해, 적용·평가, 윤리적 고려)에 직접 연결된다[3, 6].

실증 근거 역시 이 경로를 지지한다. 중등교육 맥락에서 생성형 AI 도구 활용은 디지털 리터러시와 창의성 향상을 동반했으며[1], 고등교육 메타 리뷰에서도 AI 기반 학습 경험이 학습자 역량(데이터 활용·의사결정·윤리 인식 등)을 강화하는 것으로 정리되었다[7]. 따라서 AIE가 AIL에 정(+)의 영향을 준다는 가정(H1)은 이론적·경험적 근거 모두와 합치한다. 본 연구는 이후의 실증분석에서 성별·학력·세대·소득을 통제한 상태에서 이 직접 경로의 유의성을 검증한다(가설 제시는 3.1절 참조).

2.5 정보화교육의 매개효과

생성형 AI 사용경험(AIE)은 시도-피드백-재질문의 반복을 통해 기본적인 이해와 도구 숙련을 형성하지만, 이러한 경험이 일반화·전이 가능한 AI 역량(AIL)으로 정착하려면 구조화된 공적 학습이 제공하는 설계와 기준이 결합될 때

학습 효과가 증폭된다. 정보화교육 이수수준(DEL)은 개념·원리의 체계화, 평가 준거(루브릭), 메타인지적 점검, 윤리·책임 규범을 통해 경험을 학습으로 조직화하며, 프롬프트 설계-산출물 평가-오류 교정의 순환을 이해-활용-평가-윤리의 통합 역량으로 연결한다[2, 3, 5, 6]. 이러한 관점에서 AIE는 DEL을 자극하고(더 높은 단계의 교육 이수로 유도), DEL은 다시 AIL을 고도화함으로써 AIE → DEL → AIL의 간접 경로가 성립할 개연성이 있다[4].

다양한 맥락의 실증연구도 같은 고리를 뒷받침한다. 인터넷·디지털 활용 역량은 시민 효능감과 정책 관심을 높이는 경로의 핵심 매개로 작동하며[15], 온라인 정치참여를 경유해 정부 신뢰와 정책 평가에 간접 영향을 미친다는 결과가 보고되었다[13]. 디지털 학습 경험이 사회적 자본 형성을 매개로 정책·복지 성과에 영향을 준다는 분석[12]과, 정보화교육 이수자가 자기효능감을 높여 생활만족으로 이어진다는 결과[16] 또한, 경험을 공적 학습으로 구조화할 때 태도·성적으로 확장되는 매개 메커니즘을 시사한다.

생성형 AI 기반 수업과 고등교육의 종합 증거도 일관된다. 교실 맥락에서 정보화교육 경험은 디지털 리터러시와 창의성 향상에 기여한다는 결과가 제시되었고[1], 고등교육 메타 리뷰에서도 데이터 활용·의사결정·윤리 인식 등 학습자 역량 강화와의 연결성이 확인되었다[7]. 이러한 선행연구들은 경험-교육-역량(및 태도·성과)의 연계 고리가 광범위한 장면에서 관찰됨을 보여주며, 본 연구가 제안하는 AIE의 효과가 DEL을 매개로 AIL에 간접 전달된다는 가정(부분 매개 가능성)을 이론적·경험적으로 지지한다.

이에 본 연구는 성별·학력·세대·소득을 통제한 상태에서 AIE→AIL의 직접효과와 AIE→DEL→AIL의 간접효과를 함께 검증한다. DEL은 기초-생활-심화-특별의 4단계 서열 척도로, AIE는 생성형 AI 서비스 이용 빈도(1-4점)로 조작화하며(3.3.3 참조), 매개효과 검증에는 PROCESS Model 4(부트스트랩 5,000; 95% CI)를 적용한다. 단일문항 기반 DEL의 한계는 예측·수렴 타당성(상관 및 유의한 간접효과)으로 보완하여 해석한다.

3. 연구방법

3.1 연구모형 및 가설 설정

본 연구는 생성형 AI 사용경험(AIE)이 AI 역량(AIL)에 미치는 직접 효과와, 정보화교육 이수수준(DEL)을 통한 간접 효과(매개)를 동시에 고려한 연구모형을 설정한다. 이론적으로, AIE는 프롬프트 설계-산출물 평가-오류 교정의 반복 상호작용을 통해 개념 이해·비판적 판단·윤리 인식을 수반하는 학습 경로를 제공하므로 AIL에 정(+)의 영향을 미칠 것으로 예상된다[3, 6]. 또한 AIE로 촉발된 학습 욕구는 구조화된 공적 학습(DEL)으로 이어질 수 있고, DEL은 경험을 개념·절차·윤리로 체계화하여 AIL로의 전이를 강화한다[4, 6].

이를 토대로 Fig. 1과 같이 매개모형을 제시한다. H3-1

은 AIE → DEL → AIL의 매개경로를 나타낸다(부분 매개 가능성). 변수의 조작적 정의·척도는 3.3절에, 분석 절차는 4장에서 상세히 기술한다.

이에 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H1 (직접효과): 생성형 AI 사용경험(AIE)은 AI 역량(AIL)에 정(+)의 영향을 미친다.

H2 (전이경로): 생성형 AI 사용경험(AIE)은 정보화교육 이수수준(DEL)에 정(+)의 영향을 미친다.

H3 (교육효과): 정보화교육 이수수준(DEL)은 AI 역량(AIL)에 정(+)의 영향을 미친다.

H3-1 (매개효과): 생성형 AI 사용경험(AIE)은 정보화교육 이수수준(DEL)을 매개로 AI 역량(AIL)에 정(+)의 매개효과를 갖는다.

직접·매개효과 검증은 위계적 회귀와 PROCESS Model 4(부트스트랩 5,000; 95% CI)로 수행하고, 성별·학력·세대·소득을 통제변수로 포함한다[17]. 직접경로는 표준화계수(β)를, 간접효과는 비표준화계수(B)와 신뢰구간을 병기하여 척도 차이로 인한 혼동을 방지한다(4장 결과 참조).

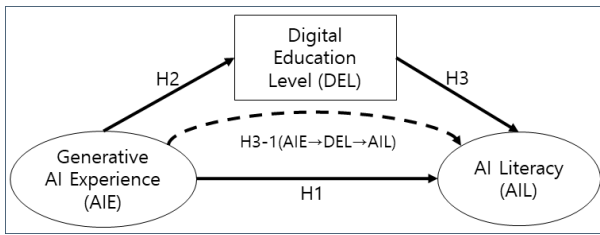


Figure 1. Research model and hypotheses (H1 – H3). H3-1 denotes the mediation path AIE→DEL→AIL. Controls: gender, education, generation, and income.

3.2 연구대상 및 데이터 구성

본 연구는 NIA 2024 디지털 정보격차 실태조사의 원자료 중 일반국민 응답자를 활용하였다. 분석 대상은 연구설계상 필요한 핵심 변수(생성형 AI 사용경험, 정보화교육 이수수준, AI 역량)와 통제변수(성별, 학력, 세대, 소득)에 유효 응답을 제공한 만 19세 이상으로 한정하였으며, 결측치 및 명백한 불성실 응답을 제외한 최종 분석 표본은 5,883명이다. 자료는 개인 식별 정보가 제거된 2차 공개 데이터로, 연구윤리를 준수하였다(익명성 보장). 자료 처리는 SPSS 30.0과 PROCESS macro v5.0를 사용하여 수행하였다. 통계 결과 정리와 일부 문장 표현 보완에는 AI 도구(ChatGPT)를 참고적으로 활용하였으나[18], 연구 설계, 분석, 해석의 전 과정은 연구자가 직접 수행하여 연구의 신뢰성을 확보하였다.

표본의 기본 특성(성별, 학력, 세대, 소득)은 Table 1과 같이 제시하였다. 통계 분석의 통제변수는 성별(남 / 여), 학력(대졸 이상 / 고졸 이하), 세대(생산가능연령층 / 고령층), 소득(고소득 / 저소득) 등 4개의 통제변수를 설정하였으며, 각 변수는 비율이 높은 값을 기준값으로, 나머지를 대비변

수로 처리하였다.

본 연구의 통제변수는 다음과 같이 정의·코딩하였다. 성별(Gender)은 남/여 2범주로, 분석에서는 여성=1(0/1 더미)로 사용하고 기술통계에서는 1/2 이분형으로 제시하였다(1=기준, 2=대비). 학력(Education)은 대졸 이상=1, 고졸 이하=0(기술통계 1/2 병기). 세대(Generation)는 국내 통계 및 국제 통용 기준을 따라 생산가능연령층 19-64세=0, 고령층 65세 이상=1로 구분하였다(기술통계 1/2 병기). 소득(Income)은 표본 분포의 중위수에 해당하는 월 500만 원을 경계로 고소득(≥500만 원)=1, 저소득(<500만 원)=0으로 이분화하였다(기술통계 1/2 병기). 여기서 기술통계의 1/2 코딩은 표 제시의 일관성을 위한 것이며, 회귀·매개분석에는 0/1 더미(대비=1)를 사용하였다.

한편 정보화교육 이수수준(DEL)은 정규 학력과 별개의 공적 디지털 교육 이수 단계로, 응답자가 보고한 최고 이수 단계를 1-4 서열로 코딩하였다. 각 단계의 개념은 다음과 같다: 기초(1)=스마트기기 기본 조작·계정/인증·보안 기초, 생활(2)=비대면 회의·키오스크·온라인 결제·공공/생활 서비스, 심화(3)=정보검색/평가·콘텐츠 제작·데이터/클라우드·보안 심화, 특별(4)=생성형 AI 활용·저작권/윤리 등 고급 모듈.

주요 변수의 조작적 정의는 3.3절에 상세히 기술되며, 본 절에서는 요약만 제시한다. 생성형 AI 사용경험(AIE)은 NIA 문항 기준 생성형 AI 서비스 이용 빈도(1-4점)로 조작화하였다(값이 클수록 빈도가 높음). 정보화교육 이수수준(DEL)은 기초-생활-심화-특별의 4단계 서열척도(1-4점)로 측정하였다. AI 역량(AIL)은 NIA의 12개 문항(4점 리커트)을 합산하여 사용하였고 범위는 12-48이다(값이 클수록 역량이 높음). 신뢰도는 Cronbach's α = .954로 양호하였다.

데이터 정제는 다음 기준에 따랐다. (i) 핵심 변수(AIE, DEL, AIL)의 결측 케이스는 리스트와이즈 제외하였고, (ii) 인구통계 통제변수의 응답 불성실(무응답/논리 불일치)은 제외하였다. 이상치 처리의 경우, AIL 합산 점수의 이론 범위(12-48)를 벗어나는 값은 존재하지 않았다.

Table 1. Analysis of demographic characteristics (N=5,883)

Category	classification	Freq. (N)	Valid %
Category	Male	3,005	51.1
	Female	2,878	48.9
Education	High school or lower	3,083	52.4
	College or higher	2,800	47.6
Generation	Working-age population	4,940	84.0
	Elderly	943	16.0
Income	Low income under 5 million KRW	3,016	51.3
	High income 5 million KRW or above	2,867	48.7

Note. Controls (analysis coding): Gender (female=1), Education (BA+ = 1), Generation (65+ = 1), Income (≥ 5M KRW = 1). Descriptives show binary 1/2 for readability (1 = baseline/majority, 2 = contrast).

3.3 변수 정의 및 측정 문항

3.3.1 독립변수: 생성형 AI 사용경험

본 연구에서 AIE는 NIA 2024 설문 문항 19-1(생성형 AI 서비스 이용 빈도)를 사용하여 측정하였다. 응답은 1-4 점 서열척도로 코딩되어 있으며(값이 클수록 이용 빈도가 높음), 원자료 값을 그대로 사용하였다. 모름/무응답/비해당 등 비유효 응답은 결측으로 처리하고, 분석 단계에서는 listwise로 제외하였다. AIE의 기술통계치는 Table 2와 같이 제시하였다.

단일문항이므로, Cronbach's α 는 산출하지 않았다[19]. 대신 구성·예측 타당성을 검토하였다. 첫째, 이론적 방향성과 부합하게 DEL 및 AIL과 정(+)의 상관을 보였으며(척도 이질성에 따라 상단 Spearman/하단 Pearson을 병기, Table 4 참조), 둘째, PROCESS Model 4에서 확인된 유의한 간접효과(Table 6 참조)로 평가하였다. 수렴·판별 타당성은 다특성-다방법(MTMM) 논리에 의해 보완적으로 해석하였다[20]. 강건성 점검으로 AIE를 z-표준화해도 추정치의 부호·유의성은 변하지 않았다.

3.3.2 종속변수: AI 역량

본 연구의 AIL은 NIA 2024 설문 문항 26번의 12개 세부문항(4점 Likert)을 합산(범위 12-48)하여 산출하였다(값이 클수록 역량이 높음). 결측 응답은 listwise로 제외하였다. 내적 일관성은 양호($\alpha=.954$)였으며, 단일차원성은 탐색적 요인분석(EFA)으로 확인하였다. 세부 통계는 4.2와 Table 3과 같이 제시하고, 수렴·예측타당성은 Table 4(상관) 및 Table 6(PROCESS 간접효과)과 같이 뒷받침된다. 주분석은 합산점수를 사용하되, 평균(1-4) 또는 z-표준화로 대체해도 해석은 동일했다(요약은 4장 참조).

3.3.3 매개변수: 정보화교육 이수수준

DEL은 최고 이수 단계를 기준으로 한 4단계 서열척도(1=기초, 2=생활, 3=심화, 4=특별)로 측정하였다. 원자료의 모름/무응답/비해당은 결측으로 처리하고 listwise 제외하였다. 기술통계는 Table 2와 같이 제시한다.

단일문항 지표이므로 Cronbach's α 는 산출 대상이 아니며, 타당성은 (i) AIE·AIL과의 유의한 정(+) 상관(척도 이질성을 고려해 상단 Spearman / 하단 Pearson 병기, Table 4 참조), (ii) PROCESS Model 4에서 확인된 유의한 간접효과로 평가하였다(AIE→DEL→AIL 간접효과 $B=0.3307$, 95% CI [.2722, .3907], Table 6 참조). 분석에서는 서열변수 특성에 따라 상관분석은 Spearman 병기, 회귀·매개분석에서는 연속형 근사 관례를 적용하였다. 강건성 점검 결과, DEL을 더미코딩 또는 z-표준화로 대체해도 계수의 부호와 유의성은 동일했다(4장 결과 참조).

DEL은 정규 학력과 독립된 공적 학습 지표로 해석하며, 학력 더미를 통제된 상태에서 매개효과를 검증하였다(§

4.4).

4. 연구결과

4.1 주요 변수의 기술통계

본 연구의 핵심 변수에 대한 기술통계는 Table 2와 같이 제시하였다. 분석은 완전사례(listwise) 표본 $N=5,883$ 을 기준으로 하였다. AIE(1-4)의 평균은 1.93($SD=0.910$), DEL(1-4)의 평균은 2.61($SD=1.115$), AIL(12-48)의 평균은 31.59($SD=8.142$)로 조사되었으며, 값이 클수록 각 개념의 수준이 높다. 분포 요약(평균·표준편차·최소값·최대값)은 Table 2와 같이 따르며, 범위를 벗어난 이상치나 부적절한 코딩은 확인되지 않았다.

통제변수인 성별, 학력, 세대, 소득은 모두 이분형(1/2) 코딩으로 제시하되(1=기준, 2=대비), 회귀·매개분석에서는 0/1 더미(대비=1)로 변환하여 사용하였다. 여기서 1=기준(Table 1과 같이 다수 범주), 2=대비 범주이며, 대비 범주의 비율은 (평균-1)로 해석할 수 있다. 비교 가능성을 높이기 위해 본문은 원칙도를 보고하고, 강건성 점검에서 z-표준화로 대체해도 주요 추정치의 부호와 유의성은 동일하였다(4장 결과 참조).

Table 2. Descriptive Statistics of Major Variables (N=5,883)

Var	N	Min	Max	M	SD	Skew	Kurt
AIE	5883	1	4	1.93	0.910	0.469	-0.947
DEL	5883	1	4	2.61	1.115	-0.084	-1.359
AIL	5883	12	48	31.59	8.142	-0.564	-0.123
Gender	5883	1	2	1.49	0.500	0.043	-1.999
Education	5883	1	2	1.48	0.499	0.096	-1.991
Generation	5883	1	2	1.16	0.367	1.852	1.432
Income	5883	1	2	1.49	0.500	0.051	-1.998

Note. AIE=Generative AI Experience (1-4); DEL=Digital Education Level (1-4); AIL=AI Literacy (12-48, sum of 12 items). Controls are shown as binary 1/2 for descriptives (1=baseline, 2=contrast) but were dummy-coded 0/1 (contrast=1) for regression and mediation analyses. M=mean, SD=standard deviation; N(listwise)=5,883.

4.2 탐색적 요인분석

AI 역량(AIL) 12문항의 단일차원성을 점검하기 위해, 완전사례 표본($N=5,883$)을 대상으로 탐색적 요인분석(EFA)을 실시하였다. 표본 적합성은 $KMO=.968$, Bartlett 구형성 검정 $\chi^2(66)=51,717.344$, $p<.001$ 로 양호하였다. 추출은 주성분분석(Varimax 회전)을 사용했으며, 고유값 1 기준과 스크리 도표가 일치하여 1요인 해가 적합한 것으로 나타났다. 설명분산은 64.19%, 각 문항의 요인적재량은 .724~.824 범위로 모두 충분하였다(Table 3 참조). 동일 문항 세트를 주축요인(PAF)/Oblimin으로 재추정해도 해석(단일요인·문항 유지)에는 차이가 없었으며, 이후 분석에서는 합산점수(12-48)를 사용하였다.

Table 3. Exploratory Factor Analysis for AI Literacy (AIL)

Variable	Factor Loading
Device ID	0.816
AI Help	0.814
Tech ID	0.802
Product Use	0.816
Product Learn	0.809
Work Efficiency	0.813
Feature Eval	0.817
Agent Select	0.821
Optimal Select	0.824
Legal Compliance	0.783
Privacy Protect	0.771
Misuse Alert	0.724
Eigenvalue	7.703
% of Variance	64.194%
Cumulative %	64.194%
KMO=.968, Bartlett's $\chi^2 = 51717.344$ (df=66, $p < .001$)	

4.3 상관관계 분석

변수 간 상관관계는 완전사례 표본 N=5,883을 기준으로 산출하였다. 측정수준의 이질성을 고려해, 상단 삼각형에는 Spearman 상관(서열·이분형 변수 포함)을, 하단 삼각형에는 Pearson 상관(연속/합산 지표)을 제시하였다(Table 4 참조). 유의성 표시는 양측검정으로 $p < .05$ (*), $p < .01$ (**), $p < .001$ (***)를 사용하였다.

상관분석 결과 AIE-AIL, AIE-DEL, DEL-AIL은 모두 정(+)의 유의한 상관을 보여 가설(H1-H3)의 방향성과 일치하였다(Table 4 참조). 통제변수(성별, 학력, 세대, 소득) 역시 일부 변수와 통계적으로 유의한 관련성을 보였으나, 이후 회귀·매개 분석에서 통제하여 해석하였다. 전반적으로 이상치나 극단적 상관은 확인되지 않았고, 다중공선성 우려가 시사될 정도의 높은 쌍상관은 관찰되지 않았다. 본 절의 상관분석은 서로 다른 척도 간 계수의 크기를 직접 비교하지 않고, 방향(±)과 유의성만을 사전 진단으로 해석한다. 가설 검증은 이후의 위계적 회귀·PROCESS 결과를 따른다(4.4 참조).

Table 4. Correlation Matrix of Major Variables (Spearman upper, Pearson lower triangle)

Variable	1	2	3	4	5	6	7
1.AIE	1	.318***	.468***	-.051***	.302***	-.281***	.203***
2.DEL	.313***	1	.452***	-.115***	.355***	-.367***	.250***
3.AIL	.466***	.456***	1	-.115***	.410***	-.406***	.271***
4.Gender	-.052***	-.115***	-.114***	1	-.094***	.032*	.007
5.Education	.293***	.356***	.409***	-.094***	1	-.361***	.290***
6.Generation	-.270***	-.369***	-.451***	.032*	-.361***	1	-.307***
7.Income	.202***	.252***	.281***	0.007	.290***	-.307***	1

Note. Upper triangle: Spearman (ordinal/binary pairs); lower triangle: Pearson (continuous pairs). Coefficients across triangles are not compared in magnitude due to scale heterogeneity.

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

4.4 가설검정

본 연구에서 설정한 연구모형과 가설(H1~H3)에 대한 검증을 위하여 위계적 회귀분석을 실시하였다. 분석 결과는 Table 5와 같이 제시하였다.

Table 5. Hierarchical Regression Results for Hypotheses Testing (H1~H3)

Variable	B	S.E.	β	t	p
Model1: AIE → AIL (H1)					
(Constant)	25.539	.250	-	102.269	<.001
AIE	2.848	.098	.318***	28.931	<.001
Gender (Female)	-1.17	.169	-.072***	-6.941	<.001
Education (College ↑)	3.063	.188	.188***	16.286	<.001
Generation (elderly)	-6.003	.255	-.271***	-23.564	<.001
Income (High)	1.29	.181	.079***	7.138	<.001
Model fit: F = 712.637, R ² = .377 (.377)					
Model2: AIE → DEL (H2)					
(Constant)	2.089	.038	-	55.164	<.001
AIE	.214	.015	.175***	14.34	<.001
Gender (Female)	-.181	.026	-.081***	-7.092	<.001
Education (College ↑)	.423	.029	.190***	14.839	<.001
Generation (elderly)	-.676	.039	-.222***	-17.505	<.001
Income (High)	.210	.027	.094***	7.645	<.001
Model fit: F = 365.655, R ² = .237 (.237)					
Model3: DEL → AIL (H3)					
(Constant)	25.772	.282	-	91.307	<.001
DEL	1.943	.087	.266***	22.395	<.001
Gender (Female)	-.942	.174	-.058***	-5.426	<.001
Education (College ↑)	3.142	.194	.193***	16.175	<.001
Generation (elderly)	-5.698	.266	-.257***	-21.391	<.001
Income (High)	1.288	.186	.079***	6.93	<.001
Model fit: F = 618.299, R ² = .345 (.344)					

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

H1(AIE → AIL)에 대한 분석 결과 생성형 AI 사용경험(AIE)은 AI 역량(AIL)에 유의한 정(+)의 영향을 미쳤다($\beta = .318$, $p < .001$). 모형 설명력은 $R^2 = .377$, 모형은 유의하였다($F = 712.637$, $p < .001$).

H2(AIE → DEL)에 대한 분석 결과 생성형 AI 사용경험(AIE)는 정보화교육 이수수준(DEL)에 유의한 정(+)의 영향을 보였다($\beta = .175$, $p < .001$). 모형 설명력은 $R^2 = .237$, 모형은 유의하였다($F = 365.655$, $p < .001$).

H3(DEL → AIL)에 대한 분석 결과 정보화교육 이수수준(DEL)은 AI 역량(AIL)에 유의한 정(+)의 영향을 보였다 ($\beta=.266, p<.001$). 모형 설명력은 $R^2=.345$, 모형은 유의하였다($F=618.299, p<.001$).

또한 다중공선성 지표(VIF)는 모두 1.292 이하로 기준치 미만이었으며, 잔차·영향점 점검에서 심각한 위반은 관찰되지 않았다. 또한 주요 추정치는 표준화(z)·원칙도 대체 시에도 부호와 유의성이 동일했다.

H3-1(AIE→DEL→AIL)에 대한 매개효과를 PROCESS Model 4(부트스트랩 5,000; 95% CI)로 분석한 결과 (Table 6 참조), 총효과가 $B=2.8478, p<.001$, 직접효과가 $B=2.5170, p<.001$ 로 모두 유의하였다. 간접효과는 $B=0.3307$ 이며 95% CI [.2722, .3907]가 0을 포함하지 않아 유의했고, 총효과의 약 11.6%가 DEL을 통해 매개되는 것으로 추정된다(부분 매개). 따라서 DEL은 AIE→AIL 관계를 부분 매개하며, H3-1이 지지되었다. (모든 매개 관련 계수는 비표준화 B이며, AIL 합산척도[12-48] 기준).

Table 6. Mediation Effect of Digital Education Level in the Relationship Between Generative AI Experience and AI Literacy (PROCESS Model 4)

Variable	B	S.E.	t	p	LLCI	ULCI
Total	2.8478***	0.0984	28.9311	<.001	2.6548	3.0408
Direct	2.5170***	0.0974	25.8526	<.001	2.3262	2.7079
Indirect	0.3307***	0.0301	-	-	0.2722	0.3907

Note. Proportion mediated (PM) = Indirect ÷ Total = $0.3307 \div 2.8478 = 0.116$ (≈ 11.6%). PM is computed from unstandardized effects and is scale-dependent (AIL sum score: 12-48).

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

본 연구에서 설정한 가설(H1~H3-1)에 대한 분석 결과를 Table 7과 같이 요약하였다. 모든 경로에서 유의한 정(+)의 효과가 확인되어 H1~H3-1 가설이 모두 지지되었다.

Table 7. Summary of Hypothesis Testing Results

H	Path	β / B	p / 95% CI	Result
H1	AIE→AIL	.318***	<.001	Supported
H2	AIE→DEL	.175***	<.001	Supported
H3	DEL→AIL	.266***	<.001	Supported
H3-1	AIE→DEL→AIL	.3307	[.2722, .3907]	Supported

Note. Direct paths are reported as standardized β with p-values; the indirect path is unstandardized B with bootstrap 95% CI (5,000 resamples). Controls (gender, education, generation, income) included. $N(\text{listwise})=5,883$.

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

본 연구의 매개효과 분석 결과는 Fig. 2와 같이 시각화하였다. 생성형 AI 사용경험이 AI 역량에 미치는 관계에서 정보화교육 이수수준은 부분 매개효과를 가지는 것으로 나타났으며, 각 경로의 설명력(R^2)과 표준화 계수(β)가 도식화되어 있다. Fig. 2와 같이 직접경로(H1-H3)는 표준화계수

(β)로, 매개경로(H3-1)는 비표준화 간접효과(B)와 95% 신뢰구간으로 표기하였다.

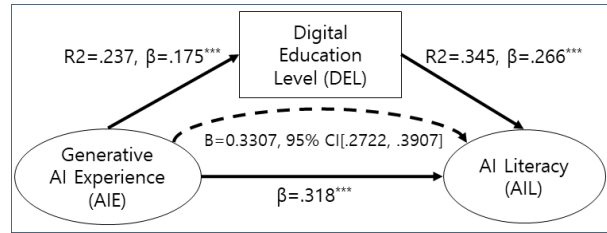


Figure 2. Mediation effect of Digital Education Level between Generative AI Experience and AI Literacy

Note. Direct paths (H1-H3) are reported as standardized β ; the mediation path (H3-1) is reported as the unstandardized indirect effect (B) with bootstrap 95% CI (5,000 resamples). Reported R^2 correspond to $R^2(M|X)$ and $R^2(Y|X,M)$; the preliminary $R^2(Y|X)$ is omitted to avoid mismatch. Controls: gender, education, generation, income; $N(\text{listwise})=5,883$. (Optional footnote: $PM=0.116 \approx 11.6\%$)

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

5. 결론

5.1 결과 요약 및 시사점

본 연구는 생성형 AI 사용경험(AIE)과 AI 역량(AIL) 간의 관계에서 정보화교육 이수수준(DEL)의 역할을 검증하였다. 위계적 회귀와 PROCESS(Model 4, 부트스트랩 5,000) 결과, AIE는 AIL에 유의한 정(+)의 영향을 보였고($\beta = .318, p<.001$), DEL을 경유한 간접효과 역시 유의하였다 ($B=0.3307, 95\% \text{ CI } [.2722, .3907]$). 성별·학력·세대·소득을 통제해도 결과는 유지되었다.

이는 개인의 생성형 AI 경험이 AI 역량을 높이는 데 기여하며, 그 경험이 공적 교육과 결합될 때 효과가 일부 강화될 수 있음을 시사한다. 따라서 AI 리터러시 제고를 논의할 때, 경험과 교육의 연계를 염두에 두는 것이 타당해 보인다.

5.2 연구의 한계 및 향후 연구방향

첫째, 본 연구는 횡단 자료를 사용하였으므로 인과 해석에는 신중함이 필요하다. 또한 AIE와 DEL은 자기보고식 단일문항으로 측정되어 개념을 충분히 포착하지 못했을 가능성이 있다(반면 AIL은 12문항 합산). 그리고 설문 기반 특성상 공통방법 편이가 개입했을 여지가 있다.

향후 연구에서는 종단·실험 설계를 통해 인과성을 보완하고, 다문항 척도와 객관적 사용지표(예: 로그 데이터)를 병행해 측정의 정밀도를 높일 필요가 있다. 또한 인구 집단·맥락별 이질성 분석을 통해 결과의 일반화 가능성을 점검하는 후속 검증이 요구된다.

참고문헌

- [1] Wu, D., & Zhang, J. (2025). Generative artificial intelligence in secondary education: Applications and effects on students' innovation skills and digital literacy. *PLOS ONE*, 20(5), e0323349. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0323349>
- [2] Stantcheva, S. (2021). Understanding tax policy: How do people reason? *The Quarterly Journal of Economics*, 136(4), 2309-2369. <https://doi.org/10.1093/qje/qjab033>
- [3] Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, (CHI '20), Honolulu, HI, USA, 1-16. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- [4] Ng, W. (2012). Can we teach digital natives digital literacy? *Computers & Education*, 59(3), 1065-1078. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.04.016>
- [5] Bawden, D. (2001). Information and digital literacies: A review of concepts. *Journal of Documentation*, 57(2), 218-259. <https://doi.org/10.1108/EUM000000007083>
- [6] Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, K. W. S., & Qiao, M. S. (2021). AI literacy: Definition, teaching, evaluation and ethical issues. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, 58(1), 504-509. <https://doi.org/10.1002/pra2.487>
- [7] Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education—where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 1-27. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- [8] Van Dijk, J. A. G. M. (2006). Digital divide research, achievements and shortcomings. *Poetics*, 34(4-5), 221-235. <https://doi.org/10.1016/j.poetic.2006.05.004>
- [9] Park, M., & Han, S. (2005). A Curricular Model of Information Literacy for School Libraries in Korea. *Journal of the Korean Society for Library and Information Science*, 39(1), 167-194. <https://doi.org/10.4275/kslis.2005.39.1.167>
- [10] Koo, K., & Kim, Y. (2005). Analysis of Influential Factors for the Effectiveness of Distance IT Education for Teachers. *Korean Education*, 32(3), 331-354.
- [11] Kang, J. (2025). A Study on the Technical Analysis and Development Directions of Video Production Tools Utilizing Generative AI. *Journal of Digital Contents Society*, 26(3), 577-589. <https://doi.org/10.9728/dcs.2025.26.3.577>
- [12] Helsper, E. J. (2012). A corresponding fields model for the links between social and digital exclusion. *Communication Theory*, 22(4), 403-426. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2885.2012.01416.x>
- [13] Min, S. (2010). From the digital divide to the democratic divide: Internet skills, political interest, and the second-level digital divide in political internet use. *Journal of Information Technology & Politics*, 7(1), 22-35. <https://doi.org/10.1080/19331680903109402>
- [14] Jung, H., Lee, H., & Nam, E. (2025). Mediating effect of social capital on the association between digital literacy and life satisfaction among older adults in South Korea: Cross-sectional study. *JMIR Formative Research*, 9, e68163. <https://doi.org/10.2196/68163>
- [15] Hargittai, E., & Hinnant, A. (2008). Digital inequality: Differences in young adults' use of the Internet. *Communication Research*, 35(5), 602-621. <https://doi.org/10.1177/0093650208321782>
- [16] Shin, Y., & Koo, M. (2010). An Explorative Study on Computer Education for the Elderly and Their Life Satisfaction. *Andragogy Today: Interdisciplinary Journal of Adult & Continuing Education*, 13(4), 119-147. <https://doi.org/10.22955/ace.13.4.201011.119>
- [17] Hayes, A. F., & Rockwood, N. J. (2019). Conditional process analysis: Concepts, computation, and advances in the modeling of the contingencies of mechanisms. *American Behavioral Scientist*. 64(1), 19-54. <https://doi.org/10.1177/0002764219859633>
- [18] OpenAI. (2025). *ChatGPT* (May 15, 2025 version) [Large language model]. <https://chat.openai.com/chat>
- [19] Wanous, J. P., Reichers, A. E., & Hudy, M. J. (1997). Overall job satisfaction: How good are single-item measures? *Journal of Applied Psychology*, 82(2), 247-252. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.82.2.247>
- [20] Campbell, D. T., & Fiske, D. W. (1959). Convergent and discriminant validation by the multitrait-multimethod matrix. *Psychological Bulletin*, 56(2), 81-105. <https://doi.org/10.1037/h0046016>



박양수

- 1995년 고려대학교 물리학과(이학사)
- 2022년 한국기술교육대학교 기술경영전공 (경영학석사)
- 2025년 한성대학교 지식서비스&컨설팅학과 (박사과정)
- 2025년~현재 아이세오 대표

✚ 관심분야 : 정보화교육, AI 정보격차, 비즈니스 전략
 ✉ parkys@ai-ceo.com



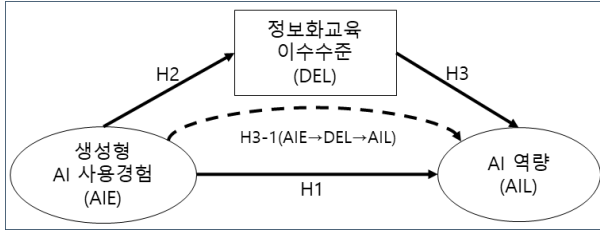
정진택

- 1986년 한국외국어대학교 행정학과(학사)
- 1988년 뉴욕주립대학교 알바니 (정보학석사)
- 1997년 드렉셀 대학교 (정보기술학 박사)
- 2025년~현재 한성대학교 지식서비스&컨설팅 대학원 글로벌시경영컨설팅 전공 특임명예교수

✚ 관심분야 : AI 정책, AI 활용, AI 경영 컨설팅
 ✉ jungjt@hansung.ac.kr

부록

본 논문의 본문 중 요약 내용의 경우, ChatGPT 5 버전을 이용하여 초안을 작성한 뒤, 저자가 최종 수정을 완료 하였습니다.



<그림 1> 연구모형 및 가설(H1-H3)

주: H3-1은 AIE→DEL→AIL의 매개경로임. 통제변수: 성별, 학력, 세대, 소득

<표 1> 인구통계학적 특성 분석(N=5,883)

구분	세부 내용	인원(수)	비율(%)
성별	남성	3,005	51.1
	여성	2,878	48.9
학력	대졸 이상	3,083	52.4
	고졸 이하	2,800	47.6
세대	생산가능연령층(19~64세)	4,940	84.0
	고령층(65세 이상)	943	16.0
소득	저소득(월 500만원 미만)	3,016	51.3
	고소득(월 500만원 이상)	2,867	48.7

주: 통제변수의 분석용 코딩 - 성별(여성=1), 학력(대졸 이상=1), 세대(65세 이상=1), 소득(월 500만 원 이상=1). 기술통계 표시는 가독성을 위해 1/2 이분형으로 제시(1=기준/다수, 2=대비)

<표 2> 주요 변수의 기술통계(N=5,883)

변수	N	최소	최대	평균	표준편차	왜도	첨도
AIE	5883	1	4	1.93	0.910	0.469	-0.947
DEL	5883	1	4	2.61	1.115	-0.084	-1.359
AIL	5883	12	48	31.59	8.142	-0.564	-0.123
성별	5883	1	2	1.49	0.500	0.043	-1.999
학력	5883	1	2	1.48	0.499	0.096	-1.991
세대	5883	1	2	1.16	0.367	1.852	1.432
소득	5883	1	2	1.49	0.500	0.051	-1.998

주: AIE=생성형 AI 사용경험(1-4); DEL=정보화교육 이수수준(1-4); AIL=AI 역량(12-48, 12문항 합산). 통제변수는 기술통계에서 1/2 이분형(1=기준, 2=대비), 회귀-매개분석에서는 0/1 더미(대비=1)로 사용; N(listwise)=5,883

<표 3> AI 역량(AIL)에 대한 탐색적 요인분석

문항	요인적재량
기기 식별	0.816
AI 도움 활용	0.814
기술 식별	0.802
제품/서비스 활용	0.816
제품/서비스 학습	0.809
업무 효율화	0.813
기능 평가	0.817
에이전트 선택	0.821
최적 선택	0.824
법적 준수	0.783
개인정보 보호	0.771
오·남용 경고	0.724
고유값(Eigenvalue)	7.703
설명분산(% of Variance)	64.194%
누적분산(Cumulative %)	64.194%
KMO=.968, Bartlett's $\chi^2 = 51717.344$ (df=66, $p < .001$)	

주: 표본적합도 KMO=.968, Bartlett 구형성 검정 $\chi^2(66)=51,717.344$, $p < .001$. (추출: 주성분분석/Varimax; 고유값 7.703; 설명분산 64.194%; 누적 64.194%.)

<표 4> 주요 변수의 상관관계 행렬(상단: Spearman, 하단: Pearson)

변수	1	2	3	4	5	6	7
1.AIE	1	.318***	.468***	-.051***	.302***	-.281***	.203***
2.DEL	.313***	1	.452***	-.115***	.355***	-.367***	.250***
3.AIL	.466***	.456***	1	-.115***	.410***	-.406***	.271***
4.성별	-.052***	-.115***	-.114***	1	-.094***	.032*	.007
5.학력	.293***	.356***	.409***	-.094***	1	-.361***	.290***
6.세대	-.270***	-.369***	-.451***	.032*	-.361***	1	-.307***
7.소득	.202***	.252***	.281***	0.007	.290***	-.307***	1

주: 상단 삼각형은 Spearman 상관(서열/이분형 변수 포함), 하단 삼각형은 Pearson 상관(연속형 지표). 서로 다른 척도 간 계수 크기는 직접 비교하지 않음.

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

〈표 5〉 추가설 검증을 위한 위계적 회귀분석 결과(H1~H3)

변수	B	표준오차	β	t	p
모형1: AIE → AIL (H1)					
(상수)	25.539	.250	-	102.269	<.001
생성형 AI 사용경험	2.848	.098	.318***	28.931	<.001
(AIE)	-1.17	.169	-.072***	-6.941	<.001
성별(여성)	3.063	.188	.188***	16.286	<.001
학력(대졸 이상)	-6.003	.255	-.271***	-23.564	<.001
세대(고령층)	1.29	.181	.079***	7.138	<.001
소득(고소득)					
모형2: AIE → DEL (H2)					
(상수)	2.089	.038	-	55.164	<.001
생성형 AI 사용경험	.214	.015	.175***	14.34	<.001
(AIE)	-.181	.026	-.081***	-7.092	<.001
성별(여성)	.423	.029	.190***	14.839	<.001
학력(대졸 이상)	-.676	.039	-.222***	-17.505	<.001
세대(고령층)	.210	.027	.094***	7.645	<.001
소득(고소득)					
모형3: DEL → AIL (H3)					
(상수)	25.772	.282	-	91.307	<.001
정보화교육 이수수준	1.943	.087	.266***	22.395	<.001
(DEL)	-.942	.174	-.058***	-5.426	<.001
성별(여성)	3.142	.194	.193***	16.175	<.001
학력(대졸 이상)	-5.698	.266	-.257***	-21.391	<.001
세대(고령층)	1.288	.186	.079***	6.93	<.001
소득(고소득)					

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

〈표 6〉 생성형 AI 사용경험과 AI 역량 간 관계에서 정보화교육 이수수준의 매개효과(PROCESS 모형 4)

효과	B	표준오차	t	p	LLCI	ULCI
총효과	2.8478***	0.0984	28.9311	<.001	2.6548	3.0408
직접효과	2.5170***	0.0974	25.8526	<.001	2.3262	2.7079
간접효과	0.3307***	0.0301	-	-	0.2722	0.3907

주: 매개비율(PM) = 간접효과 ÷ 총효과 = $0.3307 \div 2.8478 = 0.116$ (약 11.6%). PM은 비표준화 계수 기준으로 계산되며, 척도 의존적임(여기서는 AIL 합산 12-48)

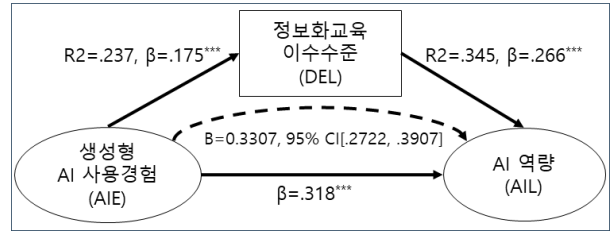
* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

〈표 7〉 가설 검증 결과 요약

H	경로	β / B	p / 95% CI	결과
H1	AIE → AIL	.318***	<.001	지지
H2	AIE → DEL	.175***	<.001	지지
H3	DEL → AIL	.266***	<.001	지지
H3-1	AIE → DEL → AIL	.3307	[.2722, .3907]	지지

주: 직접 경로는 표준화 계수 β 와 p값, 간접 경로는 비표준화 계수 B와 부트스트랩 95% 신뢰구간(5,000회 재표본)임. 통제변수(성별, 학력, 세대, 소득) 포함. N(listwise)=5,883

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



〈그림 2〉 생성형 AI 사용경험과 AI 역량 간 관계에서 정보화교육 이수수준의 매개효과

주: 직접 경로(H1-H3)는 표준화 계수 β 이고, 매개 경로(H3-1)는 비표준화 간접효과 B(부트스트랩 5,000회, 95% 신뢰구간)임. 제시된 R2는 R2(MIX), R2(Y|X,M)에 해당하며, 불일치 방지를 위해 R2(Y|X)는 생략함. 통제변수: 성별, 학력, 세대, 소득; N(listwise)=5,883. (참고: 매개비율 PM=0.116, 약 11.6%.)

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