

생성형 AI 도입수준과 AI 리터러시가 컨설팅 효과성에 미치는 영향에 관한 연구

– 의사결정지원품질의 매개효과 및 컨설턴트 역량의 조절효과 –
(Impact of Generative AI Adoption and AI Literacy on Consulting Effectiveness: The Mediating Effect of Decision Support Quality and the Moderating Effect of Consultant Competency)

김준범*, 최주철**

(Kim Jun Bum, Choi Ju Chol)

요약

본 연구는 생성형 AI 기술 발전과 VUCA 환경 속에서 경영컨설팅의 디지털 전환 및 성과 증진 방안을 제시하고자 한다. 생성형 AI 도입 수준과 AI 리터러시가 의사결정 지원 품질을 매개로 컨설팅 효과성에 미치는 영향을 분석하고, 컨설턴트 역량의 조절 효과를 규명하는 것이 핵심이다. 연구 설계를 위해 국내외 컨설턴트 329명을 대상으로 설문을 실시하고 구조방정식 모델(SEM)을 통해 가설을 검증하였다. 분석 결과, 생성형 AI 도입과 리터러시는 의사결정 지원 품질과 컨설팅 효과성에 유의한 영향을 미치며, 의사결정 지원 품질의 매개 효과가 확인되었다. 또한 컨설턴트 역량에 따른 기술의 이원적 역할이 실증되었다. 본 연구는 AI가 전문가의 성과를 증폭하는 '증강 지능'으로서의 메커니즘을 규명하여 이론적 토대를 마련하였으며, 실무적으로는 역량 별 맞춤형 AI 교육 및 인프라 구축의 필요성을 제언한다. 이를 통해 인간과 기술이 공생하는 미래형 컨설팅 모델 구축에 기여하고자 한다.

■ 중심어 : 생성형 AI 도입 수준 ; AI 리터러시 ; 의사결정 지원 품질 ; 컨설팅 효과성 ; 컨설턴트 역량

Abstract

This study explores strategic paths for digital transformation in management consulting within the Generative AI and VUCA era. It focuses on how AI adoption and literacy impact consulting effectiveness, mediated by decision support quality and moderated by consultant competency. Empirical analysis was conducted using Structural Equation Modeling (SEM) based on a survey of 329 consultants. The results show that AI adoption and literacy significantly enhance decision support quality and consulting effectiveness. Notably, the study identifies a dual role for AI : it acts as a "complementary tool" for lower-competency groups and an "enhancement mechanism" for high-skilled experts. Theoretically, this research clarifies the mechanism of AI as "Augmented Intelligence" that amplifies human expertise. Practically, it emphasizes the need for customized AI training and robust infrastructure. Ultimately, this study provides a framework for a future-oriented consulting model that strategically integrates human intelligence with technological innovation.

■ keywords : Generative AI Adoption Level ; AI Literacy ; Decision Support Quality ; Consulting Effectiveness ; Consultant Competency

I. 서론

최근 기업 환경은 생성형 인공지능(Generative AI) 기술의 비약적인 발전과 함께 예측 불가능하고 급변하는 시장 변화가 공존하는 VUCA

* 정희원, 경희대학교 경영대학원 경영컨설팅 전공 석사과정

** 정희원, 경희대학교 경영대학원 부교수

(Volatility, Uncertainty, Complexity, Ambiguity) 환경의 정점에서 있다[1]. 기업은 급변하는 경영 환경에서 생존을 위하여 명확한 의사결정능력이 핵심 요소이다. 이에 대한 요구로 기업에서는 다양한 분야에서 컨설팅이 진행되고 있다. 경영컨설팅 분야는 데이터 분석 방식과 문제 해결 메커니즘의 혁신을 요구받고 있으며, 전문가의 역할 재정립이라는 중대한 변곡점에 직면해 있다[2]. 이에 본 연구는 생성형 AI 도입 수준과 컨설턴트의 AI 리터러시가 의사결정 지원 품질을 매개로 컨설팅 효과성에 미치는 구조적 영향 관계를 규명하고, 컨설턴트 역량의 조절 효과를 실증적으로 분석하여 미래 지향적인 성과 증진 방안을 모색하는 데 목적을 두었다. 본 연구의 목적을 달성하기 위하여 컨설팅 경력자 329명을 대상으로 설문조사를 실시하였으며, 구조방정식 모델(SEM)을 활용하여 가설을 검증하였다. 연구 결과, 생성형 AI 도입 수준 및 AI 리터러시가 성과로 전이되는 메커니즘을 ‘의사결정 지원 품질’이라는 매개 변인을 통해 명확히 규명하였으며[3], 기술의 보편적 효용성과 인적 역량에 따른 이원적 역할을 동시에 밝혔다는 점에서 이론적 기여를 한다[4].

실무적으로는 전사적 AI 인프라 구축의 중요성과 역량 수준별 맞춤형 교육 전략의 필요성을 제언한다. 궁극적으로 본 연구는 생성형 AI를 전문가와 공생하는 ‘증강 지능(Augmented Intelligence)’의 파트너로 인식하고, 인간과 기술이 전략적으로 결합한 미래형 컨설팅 모델의 구체적인 지침을 제공한다는 점에서 의의가 크다.

II. 선행연구 고찰

1. 생성형 AI 도입 수준

정보 기술의 비약적인 발전과 함께 기업의 기술 도입 연구는 단순 활용 빈도를 측정하던 수직적 수용 모델(TAM)을 넘어, 기술이 조직의 워크플로우에 얼마나 깊숙이 통합되는지를 중시하

는 ‘기술 성숙도’ 관점으로 확장되어 왔다. 특히 생성형 AI는 창의적 상호작용이 강조되는 만큼, 기존 모델로는 설명하기 어려운 복잡한 활용 양상을 띠기에 조직 내 내재화 정도를 파악하는 도입 수준이 매우 중요하다[5]. 생성형 AI 도입 수준은 기술이 조직 내 비즈니스 프로세스에 깊이 통합된 상태를 의미하며, 국내 기업 데이터를 통한 실증연구에서도 기술 도입 요인이 조직 성과에 미치는 영향이 확인된 바 있다[6]. 또한, 생성형 AI 기반 플랫폼에서의 UX 어포던스(Affordance)는 사용자의 지속사용의도에 긍정적인 영향을 미쳐 기술의 내재화를 가속화한다[7].

이는 혁신 확산 이론(DOI)에 근거할 때 조직의 업무 효율성을 비약적으로 향상시키는 원동력이 된다[1]. 특히 고도의 지식 서비스 산업인 컨설팅 분야에서 AI는 방대한 데이터의 초기 정제부터 복잡한 시나리오 분석 및 대안 도출이라는 핵심 설계 단계까지 폭넓게 활용되며 전체 성과를 견인한다. 이러한 기술 도입의 작동 원리는 과업-기술 적합도(TTF) 이론을 통해 더욱 구체화되는데, AI 기술이 컨설턴트의 특정 직무 요구사항과 유기적으로 결합될 때 비로소 의사결정의 정확성과 문제 해결 능력이 극대화되기 때문이다[8]. 이에 본 연구는 도입 수준을 ‘데이터 처리’, ‘솔루션 설계’, ‘프로세스 통합’의 세 가지 차원으로 구체화하여 분석하였다. 이러한 다각적인 도입 실천은 컨설턴트가 보다 고부가가치 과업에 집중할 수 있는 환경을 조성하며, 궁극적으로 컨설팅 산업의 디지털 전환과 지속가능성을 높이는 데 핵심적인 역할을 수행한다[9].

2. AI 리터러시

지능정보사회로의 전환에 따라 개인의 역량을 측정하는 관점은 기술적 숙련도를 넘어 인공지능과의 공생 역량으로 확장되고 있다. AI 리터러시는 인공지능의 산출물을 비판적으로 수용하는 능력을 넘어 AI에 대한 개념적 이해와 교육적 함의를 포괄하는 역량이며[11,12] 사용자의 이용

경험과 혁신성에 따라 역량 수준이 결정되는 다차원적 개념이다[13]. 특히 작업 환경 내에서의 AI 역량 성숙도 모델은 전문가의 기술 활용 수준을 체계적으로 진단하는 지표가 된다 [14]. 컨설턴트는 AI가 제공하는 방대한 데이터를 전문적 맥락에 맞춰 해석함으로써 의사결정의 품질을 높인데, 이는 정보시스템의 성공이 사용자의 역량에 의해 결정된다는 이론적 기반과 궤를 같이한다[3]. 즉, 숙련도가 높을수록 AI 산출물에 대한 리스크 관리 능력이 강화되어 조직 목표 달성의 핵심 원동력이 된다[2,15].

본 연구는 선행연구에서는 AI 리터러시의 기술적 이해는 AI의 작동 원리와 환각(Hallucination) 등의 한계를 인지하고 대응하는 지식수준을 의미한다[7]. 활용 능력은 최적의 결과물을 도출하기 위해 프롬프트를 설계하고 이를 업무 프로세스에 통합하는 실질적인 숙련도이다[13]. 비판적 평가 능력은 윤리적 기준에 따라 이를 비판적으로 평가할 수 있는 능력으로 정의된다[16]. 결론적으로 AI 리터러시는 컨설턴트 개인의 생산성을 높일 뿐만 아니라, 인적 역량과 기술의 전략적 결합을 통해 조직의 지속가능한 경쟁 우위를 확보하는 데 결정적인 역할을 수행한다.

3. 의사결정 지원 품질

정보 기술의 진화로 조직의 의사결정은 단순한 리포팅을 넘어 판단을 실무적으로 보좌하는 ‘품질’의 영역으로 확장되었다. 의사결정 지원 품질은 과업 목적에 부합하는 실질적 유용성과 신뢰성을 제공하는 핵심 지표이다. 조직 내 AI 도입이 의사결정에 미치는 영향은 조직 문화와 리터러시 수준에 의해 조절되며, 이는 생성형 AI 챗봇의 이용 의도를 결정짓는 주요한 기술 수용 요인이 된다 [5,7]. 지능형 서비스 산업인 경영컨설팅에서 이러한 품질은 컨설턴트의 전문성을 성과로 연결하는 결정적인 매개 기제이다. 이는 기술과 과업 간의 긴밀한 적합성이 확보될 때 성과가 극대화된다는 이론적 기반을 통해 뒷받침된

다[8]. 따라서 고도화된 기술 도입이 실질적인 결과로 이어지기 위해서는 정보를 정교하게 검증하는 품질 확보 과정이 필수적이다.

본 연구는 의사결정 지원 품질을 정보의 정확성, 분석의 적시성, 대안의 유용성이라는 세 가지 차원으로 구분하였다. 고품질의 의사결정 지원은 AI 산출물의 타당성을 확보하고 필요한 시점에 최적의 대안을 제시함으로써 전략적 가치 창출에 기여한다. 결과적으로 의사결정 지원 품질을 제고하는 것은 컨설턴트의 통찰력을 객관화하여 인간과 기술이 결합된 미래형 컨설팅 모델을 완성하는 중추적인 역할을 수행한다[2].

4. 컨설팅 효과성

컨설팅 효과성은 프로젝트 결과가 고객사의 당초 목적을 달성하고 실질적인 경영 성과 개선에 기여한 정도를 측정하는 다차원적 지표이다. 과거에는 프로젝트 완료 여부나 단순 만족도 위주로 평가되었으나, 최근에는 조직의 문제 해결 능력을 배양하고 지속가능한 경쟁 우위를 확보하는 관점으로 그 의미가 확장되고 있다[9]. 특히 경영컨설팅에서 효과성을 극대화하는 것은 기술과 인간 지성이 결합된 ‘증강 지능’의 가치를 실현하여 고객사의 의사결정 방식과 성과에 긍정적인 영향력을 미치는 과정을 포괄한다.

본 연구에서 컨설팅 효과성은 실행 가능한 대안을 제시하는 목표 달성도와 수익성 향상 등 경영 지표 개선에 기여하는 조직 성과 기여도로 구체화된다[9]. 또한 활용된 AI 분석 기법이나 전략적 사고방식이 고객사에 내재화되어 장기적인 변화를 이끄는 지식 및 역량 전이는 컨설팅의 유효성을 완성하는 핵심 요소이다[2]. 결과적으로 컨설팅 효과성은 AI 기술과 인적 역량의 시너지를 증명하는 최종 산출물이며, 강화된 의사결정 지원 품질을 통해 고객사의 신뢰와 실행력을 극대화함으로써 미래 지향적인 컨설팅 모델의 본질적 가치를 실현한다.

5. 컨설턴트 역량

컨설턴트 역량은 프로젝트를 성공적으로 수행하기 위해 필요한 지식, 기술, 태도 및 행동 특성의 집합체이다. 과거에는 특정 산업 지식이나 분석적 사고에 집중했으나, 최근에는 기술과 인적 자원을 통합하여 가치를 창출하는 고차원적 역량이 요구되고 있다[9]. 특히 생성형 AI 환경에서 컨설턴트 역량은 기술 산출물을 전략적으로 해석하여 현업에 적용하는 ‘증강 지능’의 핵심 동인이자, 도입 수준이 성과로 전이되는 과정을 조절하는 기제이다[2].

풍부한 직무 경험과 전문 지식은 AI 정보의 오류를 식별하고 정제하는 기초가 되며, 도출된 대안을 고객사의 맥락에 맞게 판단하고 설득하는 실행 역량은 기술적 우위를 실질적인 성과로 변환시키는 결정적 요인이다[9]. 특히 고역량 컨설턴트일수록 AI를 전략적 파트너로 활용하여 의사결정 지원 품질이 성과에 미치는 영향을 증폭시키는 역할을 수행한다[10].

결과적으로 컨설턴트 역량은 기술의 보편적 효용성이 인적 수준에 따라 차별적인 성과로 나타나게 하는 이원적 역할을 수행한다[15]. 고역량 그룹에서는 AI가 성과를 극대화하는 ‘강화 메커니즘’으로 작동하는 반면, 저역량 그룹에서는 전문성을 보충하는 ‘보완적 도구’로서의 가치가 두드러진다[4]. 이처럼 컨설턴트 역량은 기술 도입과 리터러시가 효과성으로 이어지는 구조적 관계 속에서 기술 가치를 최적화하고 미래 지향적 컨설팅의 지속가능성을 담보하는 본질적 변수이다[7].

III. 연구 모형

1. 연구 모형 제시

본 연구는 생성형 AI 도입 및 리터러시 관련 이론과 선행연구에 대한 고찰을 바탕으로, 생성형 AI 도입 수준과 AI 리터러시가 의사결정 지원 품질의 매개를 거쳐 컨설팅 효과성에 영향을 미칠 것이라 추론하고 [그림 1]과 같이 연구 모

형을 구축하였다. 이 과정에서 컨설턴트 역량이 각 변수 간의 관계를 조절함으로써 컨설팅 성과를 차별화하는 보완 및 강화 기제로 작용할 것임을 실증적으로 검증하고자 한다.

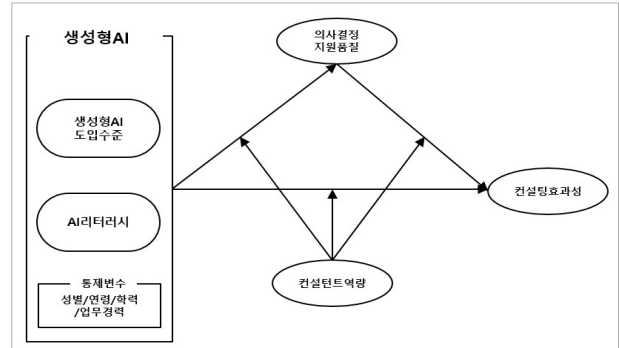


그림 1. 연구 모형

2. 가설 설정

가. 생성형 AI 도입 수준과 컨설팅 효과성

생성형 AI 도입 수준이 프로세스와 컨설턴트의 과업 수행 방식에 기술이 깊이 내재화된 상태를 나타내고 컨설팅의 유효성을 완성하는 핵심 요소로 의미하고 있다[2,6]. 본 연구는 선행연구를 바탕으로 생성형 AI 도입 수준이 높을수록 반복·정형 과업이 줄고, 효과성 향상 여부 알아보기 위해 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H1. 생성형 AI 도입 수준은 컨설팅 효과성에 유의한 정(+) 영향을 미칠 것이다.

나. AI 리터러시와 컨설팅 효과성

AI 리터러시는 전문가의 지적 역량을 증폭시키는 필수 요건이고 컨설턴트는 AI가 제공하는 방대한 데이터를 전문적으로 해석하여 품질을 높이는 [2,3] 선행연구를 기초하여 리터러시가 높을수록 결과물을 검증·정제하고 고객 맥락에 맞게 재구성할 수 있어 성과가 향상될 수 있다고 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H2. AI 리터러시는 컨설팅 효과성에 유의한 정(+) 영향을 미칠 것이다.

다. 도입 수준/리터러시와 의사결정 지원 품질 생성형 AI 도입 수준에서 의사결정 지원 품질은 유용성과 신뢰성을 제공하는 핵심 지표로 부각되며 지식 서비스 산업인 경영컨설팅에서 품질은 컨설턴트의 전문성을 성과로 연결하는 결정적인 매개 기제로 술과 과업 간의 긴밀한 적합성이 확보될 때 성과가 극대화된다는[8,17] 선행연구 기반을 통해 도입 수준은 AI 활용의 안정성·표준화·재현성을 높여 지원 품질을 향상시킬 수 있으며, 리터러시는 결과 검증과 구조화를 통해 지원 품질을 높일 수 있다고 할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H3. 생성형 AI 도입 수준은 의사결정 지원 품질에 유의한 정(+) 영향을 미칠 것이다.

H4. AI 리터러시는 의사결정 지원 품질에 유의한 정(+) 영향을 미칠 것이다.

라. 의사결정 지원 품질과 컨설팅 효과성 경영컨설팅에서 효과성을 극대화하는 것은 기술과 인간 지성이 결합된 '증강 지능'의 가치를 극대화하는 과정에서 나타나며 목표 달성도와 수익성 향상 등 경영 지표 개선에 기여하는 조직 성과 기여도로 구체화한다[3,9]. 또한 의사결정 과정에서 고객사에 변화를 이끄는 지식 및 역량 전이는 컨설팅의 유효성을 완성하는 핵심 요소이다[2,4]. 따라서 의사결정 지원 품질이 높을수록 대안의 설득력과 실행 가능성이 높아져 성과가 향상될 가능성이 크다. 그리고 도입 수준/리터러시의 효과는 지원 품질을 통해 성과로 전이 과정과 매개효과를 살펴보기 위해 선행연구들을 기반으로 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H5. 의사결정 지원 품질은 컨설팅 효과성에 유의한 정(+) 영향을 미칠 것이다.

H6. 의사결정 지원 품질은 생성형 AI 도입 수준과 컨설팅 효과성 간의 관계를 매개할 것이다.

H7. 의사결정 지원 품질은 AI 리터러시와 컨설팅 효과성 간의 관계를 매개할 것이다.

H8. 컨설턴트 역량은 생성형 AI 도입 수준과 컨설팅 효과성 간의 관계를 조절할 것이다.

H9. 컨설턴트 역량은 AI 리터러시와 컨설팅 효과성 간의 관계를 조절할 것이다.

H10. 컨설턴트 역량은 생성형 AI 도입 수준과 의사결정 지원 품질 간의 관계를 조절할 것이다.

H11. 컨설턴트 역량은 AI 리터러시와 의사결정 지원 품질 간의 관계를 조절할 것이다.

H12. 컨설턴트 역량은 의사결정 지원 품질과 컨설팅 효과성 간의 관계를 조절할 것이다.

3. 변수의 조작적 정의와 측정 도구

본 연구는 생성형 AI 도입 수준, AI 리터러시, 의사결정 지원 품질, 컨설턴트 역량, 컨설팅 효과성 등 5개의 구성개념을 측정하기 위해 총 30개의 문항으로 설문지를 설계하였으며, 리커트 5점 척도를 활용하였다.

먼저 생성형 AI 도입 수준은 업무 프로세스 전반에서 AI를 상시 활용하는 정도로 정의하고 선행연구[6]를 수정하여 6개 문항으로 측정하였다. AI 리터러시는 AI 작동 원리 이해와 비판적 평가 및 적용 능력으로 정의하여 관련 연구[2]를 바탕으로 6개 문항을 구성하였다. 의사결정 지원 품질은 최적의 대안 모색을 돕는 유용성으로 정의하고 기존 품질 측정 모델[3]을 보완해 6개 문항으로 측정하였으며, 컨설턴트 역량은 성과 도출에 필요한 전문적 능력으로 정의하여 역량 모델 연구[2]를 참조한 6개 문항을 활용하였다. 마지막으로 컨설팅 효과성은 문제 해결의 신속성과 질적 향상 정도로 정의하고 선행연구[9]를 바탕으로 6개 문항을 구성하였다.

한편, 동일 응답자로부터 데이터를 수집함에 따라 발생할 수 있는 동일 방법 편의(Common Method Bias)를 점검하기 위해 Harman의 단일 요인 검증을 수행한 결과, 제1 요인의 설명력이 32.003%로 나타나 총 설명력의 50%를 넘지 않

았으므로 본 연구에서 동일 방법 편의에 따른 왜곡 현상은 크지 않은 것으로 판단하였다.

4. 자료 수집 및 분석 방법

본 연구는 설문 도구의 타당성을 확보하기 위해 설계 단계에서 선행연구의 검증된 척도를 바탕으로 학계 교수진 및 컨설팅 실무 전문가를 대상으로 내용 타당성(Content Validity) 자문을 거쳐 컨설팅 현장의 특수성과 생성형 AI 활용 맥락에 맞게 문항을 수정·보완하였다. 본 조사는 2025년 9월 1일부터 10월 31일까지 약 2개월에 걸쳐 고객 정보 활용에 동의한 국내외 컨설팅 기업 및 유관 직무 경력자 약 500명을 대상으로 실시하였다. 설문은 Google Forms를 이용한 온라인 조사와 전문 조사원을 통한 직접 배부 방식을 병행하였으며, 회수한 설문지 362부 중 결측치가 있거나 불성실한 응답 33부를 제외하고 총 329부를 최종 유효 표본으로 확정하여 실증 분석을 실시하였다. 본 연구의 가설을 검증하기 위해 수집된 자료는 다음과 같은 단계로 분석하였다. 첫째, 빈도 분석을 통해 표본의 인구통계학적 특성을 파악하고, 기술 통계 분석으로 각 변수의 평균과 표준편차 등을 검토하였다. 둘째, Cronbach's α 계수를 산출하여 측정 도구의 신뢰성을 검증하였으며, 확인적 요인분석(CFA)을 통해 집중 타당성과 판별 타당성을 확보하였다. 셋째, 구조방정식모형(SEM)을 구축하여 연구 모형의 적합도를 확인하고 가설을 검증하였다. 넷째, 의사결정 지원 품질의 매개효과를 검증하기 위해 Bootstrapping을 실시하여 간접효과의 유의성을 살피고, 컨설턴트 역량에 따른 조절 효과를 분석하였다. 모든 연구가설의 채택 여부는 유의수준 $p < 0.05$ 에서 판단하였다.

IV. 실증 분석

1. 표본의 일반적 특성 및 기술 통계

본 연구의 가설 검증에 활용된 최종 유효 표본

329명의 인구통계학적 특성은 다음과 같다. 성별 분포는 남성(56.5%)이 여성(43.5%)보다 다소 높게 나타났으며, 연령대별로는 30대(35.0%)와 40대(28.0%)가 전체의 63%를 차지하여 실무 경험이 풍부한 중추 세대가 주를 이루었다. 학력은 학사 학위 소지자가 74.2%로 가장 많았으나, 석·박사 학위 소지자 등 대학원 졸업 이상의 고학력자도 약 25%에 달해 표본의 전반적인 전문성이 높음을 확인하였다. 직급 및 경력 측면에서는 대리·과장급(35%)과 차장·부장급(28%)의 비중이 높았으며, 컨설팅 경력 10년 이하가 약 60%로 나타났다. 소속 조직은 스타트업 및 중소기업(53.8%)과 중견기업(26.4%)이 주를 이루었으며, 수행 중인 프로젝트 유형은 IT/디지털 분야(57.1%)가 압도적으로 높게 나타났다. 이는 본 연구가 생성형 AI 도입에 민감하고 기술 수용도가 높은 환경에 속한 응답자들을 중심으로 수행되었음을 시사한다.

표 1. 표본의 일반적 특성(N=329)

구분	항목	빈도수	유효퍼센트	누적 퍼센트
성별	남자	186	56.5	56.5
	여자	143	43.5	100.0
연령	20~29세	257	54.3	21.9
	30~39세	77	16.3	56.8
	40~49세	68	14.4	84.8
	50~59세	60	12.7	100.0
학력	고등학교	1	0.3	0.3
	전문학사 또는 학사	246	74.8	75.1
	석사	55	16.7	91.8
	박사	27	8.2	100.0
직급	사원/주니어	64	19.4	19.4
	대리/과장	115	35.0	54.4
	차장/부장	92	28.0	82.4
	임원/파트너	58	17.6	100.0
컨설팅 경력	5년 이하	109	33.1	33.1
	6년~10년	89	27.1	60.2
	11년~15년	59	17.9	78.1
	16년~20년	37	11.2	89.3
	21년~25년	21	6.4	95.7
	26년~30년	12	3.6	99.4
	31년 이상	2	0.6	100.0
조직 유형	공공/공기업	17	5.2	5.2
	대기업	48	14.6	19.8
	스타트업/중소기업	177	53.8	73.6
	중견기업	87	26.4	100.0
산업군	ICT	60	18.2	36.4
	공공	13	4.0	55.6
	금융	26	7.9	64.7
	서비스	184	55.9	72.1
	유통	5	1.5	89.2
	제조	34	10.3	97.3
	기타	7	2.1	100
프로젝트	HR/조직	24	7.3	7.3
	IT/디지털	188	57.1	64.4

유형	마케팅	34	10.3	74.8
	영업	3	.9	75.7
	운영	21	6.4	82.1
	전략	53	16.1	98.2
	기타	6	1.8	100

본 연구의 독립변수, 종속변수, 매개변수의 최소값, 최대값, 평균, 표준편차 등 기술 통계는 <표 2>와 같다.

표 2. 변수의 기술 통계

구분	최소값	최대값	평균	표준편차	왜도	첨도
건설링효과성	1.00	5.00	3.6207	.63979	-.399	.948
생성형AI도입수준	1.00	5.00	3.7076	.82962	-.867	.684
의사결정지원품질	1.00	5.00	3.8906	.59115	-.630	1.388
건설턴트역량	1.00	5.00	3.5550	.63605	-.300	.656
AI리터러시	1.00	5.00	4.0255	.56683	-1.071	3.068

2. 신뢰성과 타당성 검증

가. 구성개념의 타당성 검증

아래 <그림 2>와 같이 최대 우도법에 의한 확인적 요인분석(Confirmatory Factor Analysis)을 수행하여 구성개념의 집중 타당성 및 판별 타당성을 검증하였다.

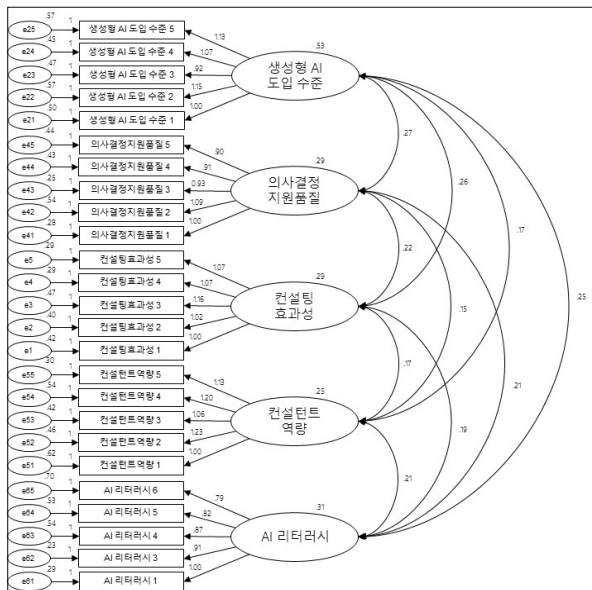


그림 2. 구성개념의 타당성 검증

집중 타당성 검증 결과, <표 3>과 같이 요인부하량이 0.5 이상이고, $p < 0.01$ 수준에서 모두 유의하였다. 평균분산추출(AVE)과 개념 신뢰도에 대해 살펴보면, 생성형 AI 도입 수준은 0.511과

0.839 의사결정 지원 품질은 0.520과 0.843, 건설링 효과성은 0.559와 0.863, 건설턴트 역량은 0.502와 0.833, AI 리터러시는 0.524와 0.843으로 각각 나타나 모두 검증기준 $AVE > 0.5$, 개념 신뢰도 > 0.7 을 충족하였다.

표 3. 집중 타당성 검증 결과

변수	비표준화 계수	S.E.	C.R.	요인 부하량	오차 분산	AVE	개념 신뢰도	
생성형 AI 도입 수준	생성형AI도입수준1	1		0.718	0.497	0.511	0.839	
	생성형AI도입수준2	1.15	0.093	12.357	0.743			0.567
	생성형AI도입수준3	0.917	0.079	11.63	0.697			0.47
	생성형AI도입수준4	1.067	0.085	12.555	0.756			0.451
	생성형AI도입수준5	1.127	0.092	12.241	0.735			0.568
의사결정지원품질	의사결정지원품질1	1		0.712	0.283	0.520	0.843	
	의사결정지원품질2	1.087	0.107	10.118	0.624			0.538
	의사결정지원품질3	0.932	0.082	11.341	0.708			0.252
	의사결정지원품질4	0.913	0.083	9.78	0.602			0.426
	의사결정지원품질5	0.9	0.094	9.573	0.589			0.444
건설링효과성	건설링효과성1	1		0.64	0.423	0.559	0.863	
	건설링효과성2	1.015	0.103	9.891	0.656			0.4
	건설링효과성3	1.158	0.114	10.126	0.676			0.468
	건설링효과성4	1.066	0.099	10.768	0.733			0.287
	건설링효과성5	1.07	0.1	10.739	0.731			0.294
건설턴트역량	건설턴트역량1	1		0.533	0.625	0.502	0.833	
	건설턴트역량2	1.257	0.149	8.424	0.679			0.458
	건설턴트역량3	1.058	0.131	8.081	0.631			0.42
	건설턴트역량4	1.196	0.138	8.645	0.713			0.342
	건설턴트역량5	1.129	0.13	8.657	0.715			0.302
AI리터러시	AI리터러시1	1		0.722	0.286	0.524	0.843	
	AI리터러시3	0.911	0.077	11.774	0.729			0.228
	AI리터러시4	0.864	0.083	10.451	0.64			0.336
	AI리터러시5	0.816	0.08	10.193	0.623			0.327
	AI리터러시6	0.791	0.103	7.699	0.467			0.701

판별 타당성 검증 결과, <표 4>와 같이 각 구성개념의 상관계수보다 AVE 제곱근이 큰 것으로 나타나 판별 타당성은 충족되었다.

표 4. 판별 타당성 검증 결과

연구변수	1	2	3	4	5	AVE 제곱근
생성형AI도입수준	1					0.715
의사결정지원품질	.570**	1				0.721
건설링효과성	.551**	.592**	1			0.747
건설턴트역량	.382**	.415**	.510**	1		0.708
AI리터러시	.466**	.532**	.477**	.555**	1	0.724

* 0.01 수준에서 유의, ** 0.001 수준에서 유의

나. 상관 분석(Correlation Analysis)

본 연구변수들에 대한 피어슨 상관관계 분석 결과는 <표 4> 판별 타당성 검증 결과에서 확인할 수 있다. 독립변수, 매개변수, 종속변수 간의 상관관계는 모두 연구가설의 방향(+)과 일치하

고 있으며 상관계수의 크기도 적절한 편으로서 유의확률 0.01 수준에서 법칙 타당성도 충족하고 있다.

다. 연구 모형의 적합도 검증

본 논문의 연구가설을 검증하기 위하여 <표 5>와 같이 연구 모형의 적합도를 분석하였다. 연구 모형의 적합도는 χ^2 과 GFI, RMSEA 등 모형의 전반적 적합도를 나타내는 절대적합지수와 NFI, IFI, TLI, CFI 등 증분적합지수를 바탕으로 모형의 적합도를 분석한 결과, 대부분의 지수가 권장 기준을 충족하거나 근접한 수준으로 나타났다. 이에 따라 본 연구모형은 가설 검증을 위한 구조방정식 분석을 수행하기에 적합한 것으로 확인되었다.

표 5. 연구 모형 적합도 판정 결과

적합도지수	기준치	측정치	
절대 적합지수	CMIN(d.f., p)	p>.05	332.641 (164, p=2.026)
	RMR	0.05 이하 권장	0.038
	GFI	0.9 이상 권장	0.908
	AGFI	0.9 이상 권장	0.882
증분 적합지수	RMSEA	0.1이하 보통	0.056
	NFI	0.9 이상 권장	0.878
	IFI	0.9 이상 권장	0.934
	TLI	0.9 이상 권장	0.923
	CFI	0.9 이상 권장	0.933

3. 가설 검증

본 논문의 연구가설을 검증하기 위해 아래의 그림과 같이 AMOS 통계 패키지를 활용하여 구조방정식 모델을 분석하였다.

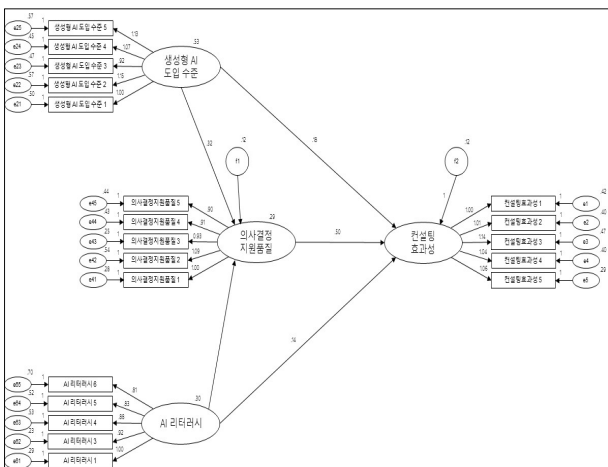


그림 3. 구조방정식 모델 분석 결과

가. 생성형 AI 도입 수준과 AI 리터러시가 컨설팅 효과성에 미치는 영향

본 연구의 가설 검증 결과, 생성형 AI 도입 수준이 컨설팅 효과성에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 1은 채택되었으나, AI 리터러시의 직접적 영향을 가정한 가설 2는 기각되었다. 가설 1은 경로계수 0.178, C.R.값 2.816(p < 0.01)으로 나타나 그 영향력이 입증된 반면, 가설 2는 경로계수 0.139, C.R.값 1.603으로 통계적 유의성을 확보하지 못했다. 가설 1의 채택은 AI 도입 수준이 높을수록 업무 성과와 지식 서비스 품질이 강화된다는 선행연구[3,5]와 맥락을 같이 한다. 이는 컨설팅 현장에서 AI가 제안서 작성 및 데이터 분석 등 핵심 가치 사슬 전반에 걸쳐 실질적인 성과 창출 도구로 기능하고 있음을 시사한다. 반면 가설 2의 기각은 개인의 역량이 성과로 직결된다고 본 일부 연구[1,12]와는 상반된 결과다. 이러한 차이는 AI의 환각 현상이나 기술적 신뢰성의 한계에서 기인한 것으로 분석된다. 즉, 고도의 전문성이 요구되는 컨설팅 업무 특성상 개인의 활용 능력이 높더라도 그 결과물이 곧바로 최종 성과로 이어지기보다는, ‘의사결정 지원 품질’이라는 검증 과정을 거쳐야 함을 의미한다. 결과적으로 가설 2의 기각은 AI 리터러시가 직접 효과보다는 매개 경로를 통해 성과에 기여한다는 본 연구의 논리적 모형을 뒷받침하는 근거가 된다.

표 6. 생성형 AI 도입 수준과 AI 리터러시가 컨설팅 효과성에 미치는 영향 검증 결과

구분	경로	방향	경로 계수	S.E.	C.R.	p값	검증
H1	생성형AI 도입수준 →컨설팅 효과성	+	0.178	0.063	2.816	0.005	채택
H2	AI 리터러시 →컨설팅 효과성	+	0.139	0.087	1.603	0.109	기각

*** 유의수준 0.01에서 유의함, ** 유의수준 0.05에서 유의함

나. 생성형 AI 도입 수준과 AI 리터러시가 의사결정 지원 품질에 미치는 영향

본 연구의 가설 검증 결과, 생성형 AI 도입 수

준과 AI 리터러시가 의사결정 지원 품질에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 3과 가설 4가 모두 채택되었다<표 7>. 분석 결과 가설 3은 경로계수 0.319, C.R.값 5.439로 나타났으며, 가설 4는 경로계수 0.425, C.R.값 5.322를 기록하여 두 가설 모두 유의수준 0.01 수준에서 통계적 유의성이 입증되었다. 또한, AI 기술의 어포던스가 사용자의 의사결정 프로세스를 최적화한다는 연구[5]와 같이, 기술적 인프라와 인적 역량이 유기적으로 결합될 때 의사결정 지원 품질이 극대화될 수 있음을 시사한다. 이는 컨설턴트가 생성형 AI를 활용하여 사안의 핵심 쟁점을 신속히 식별하고 논리적 선명성을 확보한다는 본 연구의 조작적 정의와도 맥락을 같이 한다.

표 7. 생성형 AI 도입 수준과 AI 리터러시가 의사결정 지원 품질에 미치는 영향 검정 결과

구분	경로	방향	경로 계수	S.E.	C.R.	p값	검증
H3	생성형AI 도입수준 →의사결정 지원품질	+	0.319	0.059	5.439	***	채택
H4	AI 리터러시 →의사결정 지원품질	+	0.425	0.08	5.322	***	채택

*** 유의수준 0.01에서 유의함, ** 유의수준 0.05에서 유의함

다. 의사결정 지원 품질이 컨설팅 효과성에 미치는 영향

본 연구의 가설 검증 결과, 의사결정 지원 품질이 컨설팅 효과성에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 5는 채택되었다. 분석 결과 경로계수 0.503, C.R.값 4.521로 나타나, 유의수준 0.01에서 통계적 유의성이 확보되었다. 이러한 결과는 의사결정의 질적 향상이 최종적인 업무 성과와 직결된다고 할 수 있다. 특히 의사결정 지원 시스템을 통해 도출된 결과물의 논리성과 정확성이 조직의 효과성을 결정짓는 핵심 변수라는 점을 실증적으로 뒷받침한다. 가설 5의 채택은 생성형 AI를 활용해 확보된 의사결정 지원 품질이 컨설팅 프로젝트의 문제 해결력과 실행 가능성을 높여 최종 성과를 견인하는 결정적 요소임을 시사한다. 이는 AI 도입과 리터러시가 의사결정의 질을 거쳐 실질적인 성과로 이어지는 구조

적 경로의 핵심 연결고리가 검증되었음을 의미한다.

표 8. 의사결정 지원 품질이 컨설팅 효과성에 미치는 영향 검정 결과

구분	경로	방향	경로 계수	S.E.	C.R.	p값	검증
H5	의사결정 지원품질 →컨설팅 효과성	+	0.503	0.111	4.521	***	채택

*** 유의수준 0.01에서 유의함, ** 유의수준 0.05에서 유의함

라. 의사결정 지원 품질의 매개효과

Bootstrapping(5,000회)을 통해 매개효과를 검증한 결과, 의사결정 지원 품질은 생성형 AI 도입 수준과 컨설팅 효과성 사이를 부분 매개하며, AI 리터러시와 컨설팅 효과성 사이를 완전 매개하는 것으로 나타났다. 특히 AI 리터러시의 경우 직접 효과가 없었음에도 매개효과가 유의하게 나타난 것은, 컨설턴트의 기술적 이해도가 '신뢰할 수 있는 데이터'와 '논리적 근거'라는 형태로 구체화될 때만 비로소 실제 성과로 연결된다는 메커니즘을 입증한다[16,17].

표 9. 의사결정 지원품질의 간접효과 유의성 검정결과

구분	경로	직접 효과	간접 효과	총효과	판단	간접효과 유의성	검증
H6	생성형AI 도입수준 →컨설팅 효과성	.236	.430*.494 =.212	.448	부분 매개	0.001	채택
H7	AI 리터러시 →컨설팅 효과성	.140	.435*.494 =.215	.355	완전 매개	0.001	채택

*** 유의수준 0.01에서 유의함, ** 유의수준 0.05에서 유의함

마. 컨설턴트 역량의 조절 효과

본 연구는 컨설턴트 역량의 조절 효과를 검증하기 위해 자유모형과 제약모형의 카이제곱(χ^2) 차이를 분석하였다. 분석 결과, 생성형 AI 도입 수준이 의사결정 품질 및 효과성에 미치는 경로(H8, H10)와 AI 리터러시가 의사결정 품질에 미치는 경로(H11)에서는 조절 효과가 나타나지 않아 가설이 기각되었다. 이는 AI 도입이 개인의 역량과 관계없이 조직 전반의 업무 표준을 상향시키는 보편적 '위생 요인'으로 작용하고 있음을 시사한다.

반면, AI 리터러시와 의사결정 지원 품질이 각각 컨설팅 효과성에 미치는 경로(H9, H12)에서

는 조절 효과가 유의미하게 나타나 가설이 채택되었다. 구체적으로 AI 리터러시는 역량이 낮은 집단에서 성과 기여도가 더 높게 나타났는데, 이는 AI가 주니어급 인력의 부족한 전문성을 즉각적으로 보완하여 상향 평준화를 이끄는 '보완재' 역할을 수행함을 보여준다[15]. 반대로 의사결정 지원 품질은 역량이 높은 집단에서 성과에 미치는 영향이 더 컸으며, 이는 고역량 컨설턴트가 AI 정보를 심도 있게 해석하고 전략적으로 연결하는 '흡수 역량'이 뛰어나 시너지를 극대화하기 때문으로 분석된다[16]. 결과적으로 본 연구는 AI가 저역량자에게는 성과를 뒷받침하는 '보완'의 기능을, 고역량자에게는 전문성을 증폭시키는 '가속'의 기능을 수행한다는 이원적 역할을 실증하였다. 이는 기술 도입이 전문성 격차를 완화하는 효과를 가짐과 동시에, 최종 가치 창출 단계에서는 여전히 인간의 전문적 판단력이 핵심인 '인간 중심의 AI' 관점을 뒷받침한다.

컨설팅 효과성에 미치는 영향을 분석하고, 그 과정에서 의사결정 지원 품질의 매개효과와 컨설턴트 역량의 조절 효과를 규명하고자 한 본 연구의 목적과 상당 부분 일치한다.

V. 결론

1. 연구 결과

본 연구는 생성형 AI 환경에서 컨설턴트 역량이 성과에 미치는 조절 기제를 규명하기 위해 구조방정식 모형(SEM) 분석을 실시했다. 분석 결과, 생성형 AI 도입 수준과 AI 리터러시는 의사결정 지원 품질에 정(+)의 영향을 미치며, 특히 AI 리터러시는 성과에 직접 작용하기보다 의사결정 지원 품질을 거쳐 성과로 전이되는 완전 매개 경로가 핵심임이 확인됐다[16]. 이는 AI 기술의 어포던스가 사용자의 의사결정 프로세스를 최적화하여 실제 성과로 전이된다는 논리와 맥락을 같이 한다 [5,7].

또한 조절 효과 분석을 통해 생성형 AI가 보편적인 의사결정 품질을 향상시키는 기초를 제공함과 동시에, 최종 단계에서는 컨설턴트 개인의 비판적 검증 역량이 성과 전환의 결정적 역할을 수행함을 입증했다. 결과적으로 본 연구는 AI가 전문가를 대체하는 것이 아니라 역량을 증강하는 파트너임을 실증하였으며[10], 특히 화이트칼라의 직무 변화가 가속화되는 환경에서 생성형 AI가 회계 등 전문 업무의 효율성을 실질적으로 향상시킬 수 있다[1,2].

2. 이론적 및 실무적 시사점

이론적 관점에서 본 연구는 정보시스템 성공 모델을 컨설팅 환경에 확장 적용하여 기술 수용이 단순한 효율성을 넘어 전문적 판단의 질적 향상으로 이어지는 경로를 구체화했다. 특히 AI가 저숙련자에게는 숙련도 격차를 줄여주는 성과 보완 기제로, 고숙련자에게는 전문가적 통찰력을 극대화하는 성과 증폭 기제로 작용한다는 점을 규명했다[10].

표 10. 컨설턴트 역량의 조절 효과 검정 결과

구분	경로	컨설턴트 역량 low				컨설턴트 역량 high				판단
		Estimate	S.E.	C.R.	P	Estimate	S.E.	C.R.	P	
H8	생성형AI 도입수준 → 컨설팅 효과성	0.223	0.088	2.538	0.011	0.154	0.109	1.406	0.16	기각
		제약모형 CMIN=534.667, df.=329. 차이(제약모형-자유모형): 0.232								
H9	AI 리터러시 → 컨설팅 효과성	0.332	0.143	2.325	0.02	-0.153	0.144	-1.066	0.287	채택
		제약모형 CMIN=540.504, df.=329. 차이(제약모형-자유모형): 6.069								
H10	생성형AI 도입수준 → 의사결정 지원품질	0.267	0.073	3.673	***	0.408	0.11	3.692	***	기각
		제약모형 CMIN=535.524, df.=329. 차이(제약모형-자유모형): 1.089								
H11	AI 리터러시 → 의사결정 지원품질	0.438	0.116	3.766	***	0.332	0.15	2.205	0.027	기각
		제약모형 CMIN=534.734, df.=329. 차이(제약모형-자유모형): 0.309								
H12	의사결정 지원품질 → 컨설팅 효과성	0.212	0.153	1.384	0.166	0.756	0.172	4.389	***	채택
		제약모형 CMIN=1540.129, df.=329. 차이(제약모형-자유모형): 5.694								
자유모형 CMIN=534.435, df.=328										

*** 유의수준 0.01에서 유의함, ** 유의수준 0.05에서 유의함

본 연구의 가설 검증 결과, 설정된 12개의 가설 중 8개의 가설이 채택되었다. 이는 선행연구를 바탕으로 생성형 AI 도입 수준과 AI 리터러시가

이러한 결과는 실무적으로 생성형 AI 활용을 개별 자원에 맡기기보다 조직 차원의 표준 프로세스로 내재화하되[6], 기술에 대한 무조건적인 신뢰가 아닌 AI 산출물의 데이터 신뢰성을 확보하고 검증하는 체계를 구축해야 함을 시사한다. 따라서 기업은 주니어급 인력에게는 AI 결과물의 비판적 검증 기술을 교육하여 성과 상향 평준화를 도모하고, 시니어급 전문가에게는 최적의 대안을 도출하는 통찰력 중심의 의사결정 역량 고도화에 집중해야 한다. 결국 생성형 AI 시대의 업무 성과는 기술의 맹신이 아닌, AI가 생성한 데이터의 근거와 논리적 오류를 컨설턴트가 직접 검증하여 신뢰를 확보하는 ‘인간 중심의 검증 프로세스’를 통해 완성된다[11].

3. 연구 한계 및 향후 과제

본 연구는 실증적 분석을 통해 유의미한 시사점을 도출했으나 IT/디지털 분야의 응답자가 과반수 집중되어 있어, 이를 제조나 유통 등 타 산업 컨설팅으로 일반화하기에는 한계점이 존재한다. 따라서 최근 급속하게 AI 도입이 진행되는 제조업과 물류 유통 등 다양한 산업 분야로 확대하여 표본을 세분화하거나 관련 전문 서비스 업종으로 범위를 확장하여 모델의 범용성을 검증할 필요가 있다. 또한 실제 프롬프트 활용 능력 보다는 컨설턴트 개인이 느끼는 리터러시(Subjective Competency)가 측정되었을 가능성이 클 수 있어 향후 연구에서는 특정 프롬프트 과제를 부여하고 결과물의 품질을 전문가가 평가하는 기반 측정(Task-based Assessment) 방법이나 실제 사용 중인 AI 툴의 사용 빈도 및 프롬프트 복잡도 등 객관적인 활용 데이터를 연동한 로그 데이터 분석을 통한 검증 방안이 필요하다. 그리고 응답자의 주관에 의존하는 자기 보고식 설문은 한계를 극복하기 위해 실제 프롬프트 활용 능력이나 프로젝트 수행 데이터를 결합한 정교한 측정 방식이 도입되어야 하며, 기술 환경의 변화에 맞춰 AI 결과물에 대한 ‘비판적 수용

성’이나 ‘데이터 검증 프로세스’ 자체를 독립적인 변인으로 설정한 후속 연구가 이루어져야 한다. 특히 성과 창출의 핵심이 AI 결과물의 무조건적인 수용이 아니라 데이터의 신뢰성을 확보하려는 컨설턴트의 비판적 리터러시와 역량이 있음을 확인한 만큼, 이러한 검증 행위가 업무 성과에 미치는 영향을 더욱 심층적으로 분석한다면 생성형 AI라는 거대한 기술적 변화 속에서 컨설턴트와 기업들이 나아가야 할 명확한 나침반을 제시할 수 있을 것이다.

REFERENCES

- [1] 서귀동, “IT 기업 직무특성과 생성형 AI 적합성이 ChatGPT 업무 활용의도에 미치는 영향,” *벤처창업연구*, 제20권, 제3호, 181-192쪽, 2025년 6월
- [2] 김동규, 양인준, 박세정, “인공지능에 의한 화이트 칼라의 직무 대체 및 변화 연구,” *한국고용정보원*, 1-257쪽, 2024년 12월
- [3] W. H. DeLone, E. R. McLean, “The DeLone and McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update,” *Journal of Management Information Systems*, Vol. 19, no. 4, pp. 9-30, Apr. 2003.
- [4] E. Brynjolfsson, D. Li, L. Raymond, “Generative AI at work,” *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 140, no. 2, pp. 889-942, Feb. 2025.
- [5] 유혜리, 민영. “생성형 인공지능 챗봇 챗지피티(ChatGPT) 이용 의도에 대한 연구: 기술 수용 모델과 어포던스를 중심으로,” *방송통신연구*, 141-169쪽, 2023년 10월
- [6] 봉강호, “기업의 인공지능 기술 도입에 영향을 미치는 요인 분석 국내 기업 데이터를 이용한 실증 연구,” *정보화정책*, 제31권, 제3호, 34-47쪽, 2024년
- [7] 박민혁, 구자준, “생성형 AI 기반 플랫폼 서비스에서의 UX 어포던스 및 지속사용의도간 관계연구,” *ICT 플랫폼학회 하계학술발표대회논문집*, 제11권, 제1호, 64-67쪽, 2024년 7월
- [8] D. L. Goodhue, R. L. “Thompson, Task-Technology Fit and Individual Performance,” *MIS Quarterly*, Vol. 19, no. 2, pp. 213-236, Jun. 1995.
- [9] 이정애, 서영욱, 이정관, “컨설턴트의 역량이 서비스 품질을 통해 조직성과에 미치는 영향에 관한 연구: 조직 창의성과 혁신성 중심으로,” *한국산학기술학회 논문지*, 제21권, 5호, 577-584쪽, 2020년
- [10] F. Dell’Acqua, E. McFowland, E. Mollick, H.

Lishitz-Assaf, K. C. Kellogg, S. Rajendran, K. R. Lakhani, "Navigating the Jagged Technological Frontier: Effects of AI on Knowledge Worker Productivity," *Harvard Business School*, 24-013, Sep. 2023.

- [11] D. Long, B. Magerko, "What is AI literacy? Competencies and design considerations," *CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1-16, Apr. 2020.
- [12] D. T. K. Ng, J. K. L. Leung, S. K. W. Chu, M. S. Qiao, "Conceptualizing AI literacy," *An exploratory review, Computers and Education: Artificial Intelligence*, Feb. 2021.
- [13] 진문정, 주성완, "전직자의 디지털 리터러시 역량, 직무몰입 및 직무성과의 관계 연구," *아시아태평양 융합연구교류논문지*, 제11권, 제2호, 111-123쪽, 2025년 2월
- [14] S. Armutat, M. Wattenberg, N. Mauritz, S. Franken, "Generative AI Competencies: Framework and Maturity Model for Users in Their Work Settings," *In Proceedings of the 5th International Conference on AI Research*, Academic Conferences and publishing limited, 2025.
- [15] 김주희, 김태진, 박영진, 강주영, "AI 시대의 IT 업무 환경 변화: IT 전문가들이 본 미래 전망과 필수 역량," *지능정보연구*, 제30권, 제4호, 369-392쪽, 2024년 4월
- [16] 하주혜, 김성지, 오창훈, "AI 리터러시가 AI 윤리에 미치는 영향: 시나리오 기반 분석," *멀티미디어 학회논문지*, 제28권, 제2호, 333-352쪽, 2025년 2월
- [17] 서귀동, "조직 내 인공지능(AI) 도입이 조직 민첩성, 팀워크, 의사결정에 미치는 영향:조직문화와 AI 리터러시의 조절 효과를 중심으로," *한국산학기술학회*, 제26권, 제9호, 65-74쪽, 2025년 9월



최 주 철(정회원)

2005년 경희대학교 경영학 석사
2009년 경희대학교 경영학 박사
2026년 現 경희대학교 경영대학원 부교수

<주관심분야 : AI, 빅데이터, 의사결정분석>

저 자 소 개



김준범(정회원)

2001년 성운대학교 컴퓨터애니메이션 학사 전공
2026년 경희대학교 경영대학원 경영 컨설팅학과 석사과정
現 한국인공지능데이터과학협회 이사

<주관심분야 : AI, MIS, 디지털트윈, 변화관리컨설팅>