creative commons
COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

석사학위논문

IT종사자의 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향

- 숙련도와 직무의 조절효과를 중심으로 -

HANSUNG UNIVERSITY

2026년

한 성 대 학 교 대 학 원

산 업 경 영 공 학 과

비즈니스소프트웨어 전공

나 준 호

HANSUNG
UNIVERSITY

석 사 학 위 논 문
지도교수 박현성

IT종사자의 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향

- 숙련도와 직무의 조절효과를 중심으로 -

The Effects of Generative AI Use by IT Workers on Job Performance and Satisfaction: Focusing on the Moderating Effects of Job Skill Level and Job Role

HANSUNG UNIVERSITY

2026년 6월 일

한 성 대 학 교 대 학 원

산 업 경 영 공 학 과

비즈니스소프트웨어 전공

나 준 호

석 사 학 위 논 문
지도교수 박현성

IT종사자의 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향

- 숙련도와 직무의 조절효과를 중심으로 -

The Effects of Generative AI Use by IT Workers on Job Performance and Satisfaction: Focusing on the Moderating Effects of Job Skill Level and Job Role

위 논문을 공학 석사학위 논문으로 제출함

2026년 6월 일

한 성 대 학 교 대 학 원

산 업 경 영 공 학 과

비즈니스소프트웨어 전공

나 준 호

HANSUNG UNIVERSITY

나준호의 공학 석사학위 논문을 인준함

2026년 6월 일

HANSUNG UNIVERSITY

심사위원장 한 충 근 (인)

심 사 위 원 정 상 희 (인)

심 사 위 원 박 현 성 (인)

국 문 초 록

IT종사자의 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향

- 숙련도와 직무의 조절효과를 중심으로 -

한 성 대 학 교 대 학 원
산 업 경 영 공 학 과
비 즈 니 스 소 프 트 웨 어 전 공
나 준 호

최근 기업의 IT 관련 투자에서 가장 중요한 관심 분야 중 하나는 생성형 AI를 포함한 인공지능 기술이다. 기업들은 고유가와 시장 불확실성 증가 등 외부 환경 변화에 대응하고 생산성 향상과 비용 절감을 달성하기 위해 생성형 AI를 포함한 AI 기술 도입을 확대하고 있다. 그러나 생성형 AI가 처음부터 이러한 주목을 받았던 것은 아니었다. OpenAI사가 2022년 11월 ChatGPT를 출시한 초기에는 생성형 AI의 성능보다는 할루시네이션(Hallucination)과 같은 한계가 더 많이 논의되었다.

ChatGPT의 출시에 가장 민감하게 반응한 분야는 IT 분야로 볼 수 있다. 다만 초기 공개된 ChatGPT(GPT-3.5 기반)에 대해 IT 종사자들은 “아직 고급 개발자를 대체할 수준은 아니다”라는 평가를 주로 제시하였다. 그러나 이후 4년간, 생성형 AI의 성능은 점진적으로 향상되었으며, 관련 응용 분야도 확대되고 있다. 최근 생성형 AI 기술은 IT 분야에서 업무 방식과 생산성에

상당한 변화를 유도하고 있으며 기업 환경에서도 활용이 빠르게 확대되고 있다. 선행연구에서는 생성형 AI가 실제 업무환경에서 생산성을 향상시키는 효과를 보고하였다. 예를 들어 Brynjolfsson et al. (2024)은 고객지원 업무 종사자 5,172명을 대상으로 한 연구에서 생성형 AI 활용이 평균 15%의 생산성 향상을 가져오며 특히 저숙련 및 저경험 사용자에게서 더 큰 효과를 보인다고 제시하였다. 이러한 효과로 인해 기업들은 생성형 AI 도입에 높은 관심을 보이고 있다. 그러나 생성형 AI 기술의 빠른 발전 속도에 비해 조직 내 AI 이해 수준과 활용 전략은 충분히 정립되지 않은 상황이다. 또한 생성형 AI 활용과 밀접한 IT 분야 종사자를 대상으로 한 실증 연구 역시 아직 부족한 실정이다. 이에 본 연구는 생성형 AI를 활용하는 IT 분야 종사자를 대상으로 생성형 AI 도구 특성과 이용자 특성이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다.

본 연구는 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 분석하는 데 목적이 있다. 구체적으로 도구 경험 품질, AI 리터러시, 개인혁신성과 UTAUT의 네 가지 요소인 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 검증하고, 업무 성과의 매개효과와 담당 직무 및 직무 숙련도의 조절효과를 함께 확인하였다.

본 연구는 2026년 5월 6일부터 2026년 5월 19일까지 IT 분야 종사자를 대상으로 온라인 설문조사를 실시하였다. 부적절한 응답을 제외한 총 200부의 유효 표본을 최종 실증 분석에 활용하였다. 모든 측정문항은 리커트 5점 척도로 구성되었다. 자료분석은 SPSS 22.0과 AMOS 22.0을 이용하여 수행하였다. 분석 절차는 기술통계분석, 탐색적 요인분석과 신뢰도 분석, 확인적 요인분석, 구조방정식 모형분석, 부트스트래핑 기반 매개효과 분석, 그리고 PROCESS Macro Model 1 및 Model 14를 활용한 조절효과 분석의 순서로 진행되었다. 실증 분석한 연구 결과는 다음과 같다.

분석 결과, 측정도구의 신뢰성과 타당성은 전반적으로 양호한 것으로 나타났다. 탐색적 요인분석 결과 KMO는 .939, Bartlett의 구형성 검정은 유의수준 $p<.001$에서 통계적으로 유의하였고, 총 설명분산은 88.787%로 나타났으

며, 모든 구성개념의 Cronbach's α는 .915 이상으로 확인되었다. 또한 확인적 요인분석 결과 측정모형의 적합도는 df=314, CMIN/DF=1.380, CFI=.980, TLI=.976, RMSEA=.044로 나타나 연구에 적용하기에 적합한 수준으로 확인되었다.

가설 검정 결과, 도구 경험 품질, AI 리터러시, 노력 기대, 사회적 영향은 업무 성과에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한 AI 리터러시, 성과 기대, 사회적 영향, 촉진 조건 및 업무 성과는 만족도에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 반면 개인혁신성은 업무 성과와 만족도 모두에 유의한 영향을 미치지 않았고, 도구 경험 품질은 만족도에 직접효과를 보이지 않았으며, 노력 기대는 만족도에 직접효과가 유의하지 않은 것으로 나타났다.

매개효과 분석 결과, 도구 경험 품질과 노력 기대는 업무 성과를 매개로 만족도에 간접적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 또한 조절효과 분석 결과, 업무 성과와 만족도 간의 관계는 담당 직무와 직무 숙련도에 의해 유의하게 조절되는 것으로 나타났다. 구체적으로 개발 직무일수록, 그리고 직무 숙련도가 높을수록 업무 성과가 만족도에 미치는 정(+)의 영향이 더욱 강화되는 것으로 확인되었다. 이는 축적된 업무 경험과 전문성이 생성형 AI 결과를 업무 맥락에 적절히 해석하고 활용하는 과정에 영향을 미친 결과로 해석된다.

추가 분석 결과, 조절된 매개효과는 유의하지 않아 직무 및 숙련도의 영향은 전체 간접경로보다 업무 성과와 만족도 간 관계에서 주로 나타나는 것으로 확인되었다.

이러한 결과는 생성형 AI 활용 환경에서 단순한 기술 도입 여부보다 사용자가 지각하는 도구 경험, AI에 대한 이해 수준, 조직 내 사회적 영향, 그리고 활용을 지원하는 조건이 업무 성과와 만족도 형성에 중요한 역할을 한다는 점을 시사한다. 특히 업무 성과는 생성형 AI 활용 관련 요인과 만족도를 연결하는 중요한 과정적 요인으로 작용하며, 직무 특성과 직무 숙련도에 따라 그 효과의 크기가 달라질 수 있음을 보여준다.

【주요어】 생성형 AI, 업무 성과, 만족도, AI 리터러시, 도구 경험 품질, UTAUT

목 차

제 1 장 서 론 ····· 1

제 1 절 연구 배경과 목적 ····· 1

제 2 절 문제 제기와 연구 필요성 ····· 6

1) 생성형 AI 수용 연구의 한계와 성과·만족 관점의 필요성 ····· 6

2) 기술 수용의 동질성 가정에 대한 비판과 다차원적 변인 투입의 필요성 ····· 7

3) IT 종사자 숙련도(직무 경력 수준)에 따른 '생산성 역설'과 조절효과 필요성 ····· 7

4) 담당 직무(개발 중심 vs 비개발 중심)의 기술적 특성에 따른 차별적 접근 필요성 ····· 8

5) 연구의 필요성 요약 ····· 9

제 3 절 연구 방법과 구성 ····· 10

1) 연구방법 ····· 10

2) 연구구성 ····· 10

제 2 장 이론적 배경과 선행연구 ····· 12

제 1 절 생성형 AI 도구 개념 및 특성 ····· 12

1) 생성형 AI 도구 개념 및 특성 ····· 12

2) 생성형 AI 도구 특성 ····· 14

제 2 절 이용자 특성 ····· 18

1) AI 리터러시(AI Literacy) ····· 18

2) 개인혁신성(Personal Innovativeness) ····· 20

제 3 절 통합기술수용이론(UTAUT) ····· 21

제 4 절 업무 성과 및 만족도에 관한 선행연구 고찰 ····· 24

1) 업무 성과의 개념 및 구성요소 ····· 24

2) 만족도의 개념 및 구성요소 ····· 25

3) 업무 성과와 만족도 간의 관계 ····· 26

제 5 절 숙련도 및 직무의 조절효과에 관한 선행연구 고찰 ····· 27

1) 숙련도(직무 경력 수준)의 조절 기전 및 선행연구 ····· 27

2) 담당 직무(개발 중심 및 비개발 중심)의 조절 기전 및 선행연구 … 28
제 3 장 연구모형 및 가설설정 …… 30
제 1 절 연구모형 …… 30
제 2 절 연구가설설정 …… 32
1) 생성형 AI 도구특성과 업무 성과 및 만족도 …… 33
2) 이용자 특성과 업무 성과 및 만족도 …… 34
3) UTAUT 기반 영향 요인과 업무 성과 및 만족도 …… 37
4) 업무 성과와 만족도의 관계 …… 39
5) 업무 성과의 매개효과 …… 41
6) 담당 직무와 숙련도의 조절효과 …… 42
제 3 절 변수의 조작적 정의 및 측정 …… 44
제 4 절 자료의 수집 및 분석 …… 47
1) 자료 수집 …… 47
2) 자료 분석 …… 48
제 4 장 연구 결과 …… 50
제 1 절 표본의 특성 …… 50
1) 표본의 일반적인 특성 …… 50
2) 기술통계분석 …… 51
제 2 절 타당성 및 신뢰성 분석 …… 53
제 3 절 확인적 요인분석 …… 56
제 4 절 측정모형 분석 …… 57
1) 측정모형 분석 …… 57
2) 판별 타당성 분석 …… 60
제 5 절 연구모형 분석 …… 61
1) 연구모형 분석 …… 61
2) 연구모형 연구가설 검정 …… 63
3) 매개효과 분석 …… 66
4) 단순 조절효과 분석 …… 69
5) 조절된 매개효과 추가 분석 …… 73

6) 연구가설 검정결과 요약 ····· 77
제 5 장 결 론 ····· 87
제 1 절 연구 결과 및 시사점 ····· 87
1) 연구 결과 요약 ····· 87
2) 연구의 시사점 ····· 90
(1) 학문적 시사점 ····· 90
(2) 실무적 시사점 ····· 93
제 2 절 연구의 한계 및 향후 방향성 ····· 97
참 고 문 헌 ····· 102
부록 : 설문지 ····· 107
ABSTRACT ····· 111

HANSUNG UNIVERSITY

표 목 차

[표 2-1] 주요 생성형 AI 도구 종류 ····· 13
[표 3-1] 변수의 조작적 정의 ····· 45
[표 4-1] 표본의 특성 ····· 51
[표 4-2] 기술통계분석 결과 ····· 52
[표 4-3] 구성요인의 탐색적 요인 분석 및 신뢰성 분석 결과 ····· 55
[표 4-4] 주요 모델 적합도 지수와 판단 기준 ····· 57
[표 4-5] 측정모형 분석 결과 ····· 58
[표 4-6] 측정모형 적합도 분석 결과 ····· 60
[표 4-7] 판별 타당성 분석 결과 ····· 61
[표 4-8] 연구모형 적합도 분석 결과 ····· 63
[표 4-9] 경로 분석을 통한 가설 검정 결과 ····· 66
[표 4-10] 매개효과 분석 결과 ····· 67
[표 4-11] 업무 성과와 만족도의 관계에서 담당 직무의 조절효과 ····· 70
[표 4-12] 담당 직무 조건 값에 따른 상호작용의 유의성 검증 ····· 70
[표 4-13] 업무 성과와 만족도의 관계에서 숙련도의 조절효과 ····· 72
[표 4-14] 숙련도 조건 값에 따른 상호작용의 유의성 검증 ····· 72
[표 4-15] 업무 성과와 만족도의 관계에서 담당 직무의 조절된 매개효과 75
[표 4-16] 업무 성과와 만족도의 관계에서 숙련도의 조절된 매개효과 ····· 76
[표 4-17] 가설 검증에 대한 결과 ····· 78

그 림 목 차

[그림 2-1] 정보시스템 성공모형(DeLone & McLean(2003)) ····· 14
[그림 2-2] 통합기술수용이론(Venkatesh et al., 2003) ····· 22
[그림 3-1] 연구모형 ····· 32
[그림 4-1] 측정모형 모델분석 ····· 59
[그림 4-2] 연구모형 ····· 62
[그림 4-3] 업무 성과와 만족도 관계에서 담당 직무의 조절효과 ····· 71
[그림 4-4] 업무 성과와 만족도 관계에서 숙련도의 조절효과 ····· 73

HANSUNG UNIVERSITY

제 1 장 서 론

제 1 절 연구 배경과 목적

디지털 전환이 가속화되는 오늘날 기업과 조직은 업무 효율성을 높이고 경쟁우위를 확보하기 위하여 다양한 정보기술을 도입하고 있다. 이러한 변화의 중심에는 최근 빠르게 확산되고 있는 생성형 AI가 있다. 2022년 말 OpenAI의 ChatGPT 등장으로 본격화된 생성형 AI(Generative AI)의 확산은 현대 산업 지형과 지식 노동자의 업무 환경에 적지 않은 변화를 가져오고 있다. 거대언어모델(LLM)을 기반으로 발전한 생성형 AI는 단순 반복적 정보처리를 넘어 텍스트 생성, 문서 요약, 정보 탐색, 아이디어 도출 및 코드 작성 등 다양한 지식노동을 지원하는 범용 기술로 활용 범위를 확대하고 있다. 특히 생성형 AI는 RPA와 같은 단순 자동화 도구가 아닌 사용자의 질문과 맥락에 반응하며 결과를 생성한다는 점에서, 기존의 정형화된 정보시스템과는 다른 성격을 가진다. 이에 따라 생성형 AI는 조직 구성원의 업무 방식, 문제해결 과정, 의사결정 지원 구조를 변화시키는 핵심 기술로 인식되고 있다.

특히 IT 분야는 생성형 AI 활용 효과가 가장 빠르게 나타나는 대표적인 산업 영역 중 하나이다. 소프트웨어 개발, 시스템 운영, 데이터 분석, 정보 보안 등 IT 분야의 주요 업무는 지식 기반 문제 해결과 정보 처리 과정을 중심으로 수행되며, 생성형 AI가 제공하는 코드 생성, 오류 분석, 기술 문서 작성, 정보 탐색 및 의사결정 지원 기능과 높은 연관성을 가진다. 기존 정보시스템은 사용자가 정의한 명령과 절차를 기반으로 업무를 지원하였다. 반면 생성형 AI는 자연어 기반 상호작용을 통해 사용자의 요구를 이해하고 새로운 해결방안을 제안한다. 이러한 특성으로 인해 IT 종사자의 업무 수행 방식에도 영향을 미칠 가능성이 높다.

그러나 생성형 AI가 제공하는 기술적 가능성이 반드시 동일한 업무 효과로 연결되는 것은 아니다. 생성형 AI는 사용자의 질문 방식, 업무 경험, 문제 정의 능력 및 결과 검증 역량에 따라 활용 결과가 달라지는 특징을 가진다.

예를 들어 동일한 생성형 AI 도구를 활용하더라도 사용자가 업무 목적에 적합한 프롬프트를 구성하고 생성된 결과를 적절히 평가·수정할 수 있는 경우와 그렇지 않은 경우에는 최종적인 업무 성과에서 차이가 발생할 수 있다. 이러한 특성은 생성형 AI 활용 연구에서 단순한 기술 품질이나 사용 여부뿐 아니라 이용자의 역량과 경험적 요인을 함께 고려해야 할 필요성을 보여준다.

기존의 정보기술 수용 연구는 주로 기술의 수용의도와 사용의도를 설명하는 데 초점을 두어 발전해 왔다. 예를 들어, Davis(1989)의 기술수용모형은 지각된 유용성과 지각된 사용 용이성을 핵심 변수로 제시하였다. Venkatesh et al.(2003)의 통합기술수용모형(UTAUT)은 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향과 촉진 조건 등을 통해 정보기술 수용행동을 설명하였다. 또한 Bhattacherjee(2001)의 지속 사용 모형은 초기 사용 이후 만족과 기대 충족이 지속 이용 의도에 영향을 미친다는 점을 강조하였다. 이들 이론은 정보기술 수용을 이해하는 데 중요한 기반을 제공하였으나, 생성형 AI와 같은 상호작용성, 비정형성, 생성 결과의 가변성이 큰 기술을 설명하기에는 다소 한계가 있다.

생성형 AI 활용 결과는 동일한 도구 사용 환경에서도 사용자의 질문 방식, 맥락 이해 수준 및 결과 해석 능력에 따라 차이가 발생할 수 있다. 다시 말해 생성형 AI의 활용성과는 단순히 시스템이 존재한다는 사실만으로 결정되지 않으며, 사용자가 AI를 얼마나 이해하고 적절히 활용할 수 있는가에 따라 실질적 효과가 달라질 수 있다. 뉴시스(2026)의 조사 보도에 따르면 국내 직장인의 약 60%가 생성형 AI를 업무에 활용 중이다. 이 중 89%는 “AI가 업무 방식에 변화를 줄 것”이라고 응답했으며, 특히 35~39세 연령층에서는 71.7%가 업무에 활용하고 있다. 연령이 높아질수록 활용률은 낮아지지만, 전체 직장인의 약 60%가 AI 도구를 통한 업무 효율성 증진을 체감한다고 밝혔다.[1)]

즉, 이러한 점은 생성형 AI 연구에서 기존 기술수용 변수 외에도 사용자의 역량과 경험을 함께 고려해야 함을 시사한다. 따라서 생성형 AI의 업무 활용을 설명하기 위해서는 전통적인 기술수용 관점에 더해 AI 활용 역량, 사

1) 뉴시스. (2026.02.02.), 『韓 직장인 10명 중 6명, 업무에 AI 쓴다』. 뉴시스 보도기사 https://www.newsis.com/view/NISX20260202_0003498131

용 경험, 개인적 성향을 함께 고려할 필요가 있다.

이와 관련하여 최근 선행연구에서는 AI 리터러시가 생성형 AI 활용의 핵심 변수로 주목받고 있다. AI 리터러시는 단순히 AI를 사용할 줄 아는 수준을 의미하는 것이 아니라, AI의 작동 원리와 한계를 이해하고, 결과를 비판적으로 해석하며, 자신의 업무 목적에 맞게 적절히 활용할 수 있는 능력을 포괄하는 개념으로 제시되고 있다. Long & Magerko(2020)와 Ng et al.(2021)은 AI 리터러시를 AI 시대에 필요한 핵심 역량으로 설명하고 있으며, 생성형 AI의 확산은 이러한 역량의 중요성을 더욱 부각시키고 있다. 실제로 생성형 AI는 사용자의 입력 수준과 해석 능력에 따라 성과 차이가 크게 나타날 수 있으므로, AI 리터러시는 생성형 AI 활용 효과를 설명하는 중요한 요인으로 볼 수 있다.

또한 생성형 AI 활용은 사용자의 개인적 특성과도 밀접한 관련을 가진다. 새로운 기술을 적극적으로 탐색하고 실험하려는 성향인 개인혁신성은 정보기술 수용 연구에서 중요한 설명 변수로 볼 수 있다. 개인혁신성이 높은 사용자는 새로운 도구를 빠르게 시도하고 자신의 업무에 적합한 활용 방식을 찾아낼 가능성이 높으며, 이는 결과적으로 업무 성과와 만족도 향상으로 이어질 수 있다. 반면 새로운 기술에 대한 심리적 거리감이나 낮은 수용성은 생성형 AI 활용 효과를 제한하는 요인으로 작용할 수 있다.

생성형 AI 활용을 조직 맥락에서 이해하기 위해서는 UTAUT의 핵심 변수 역시 여전히 중요하다. 성과 기대는 생성형 AI가 업무 효율과 결과 품질 향상에 기여할 것이라는 믿음을 의미하며, 노력 기대는 생성형 AI를 배우고 사용하는 과정이 얼마나 쉽고 부담이 적은가에 대한 인식을 의미한다. 사회적 영향은 상사, 동료, 조직문화 등 주변 환경이 생성형 AI 사용에 미치는 영향을 뜻하고, 촉진 조건은 시스템 접근성, 교육훈련, 지원 인프라처럼 사용을 가능하게 하는 환경적 기반을 의미한다. 생성형 AI는 개인이 자율적으로 사용할 수 있는 도구처럼 보이지만 실제 조직 내 활용은 직무 특성, 보안 정책, 교육 수준, 동료의 사용 분위기 등에 의해 크게 영향을 받기 때문에, 이러한 변수들은 여전히 중요한 설명 요인으로 작용한다.

기존 정보기술 환경에서는 시스템의 기능과 안정성이 사용자 경험을 결정

하는 주요 요소로 작용하였다. 그러나 생성형 AI 환경에서는 시스템 자체의 품질뿐 아니라 사용자와 AI 간의 상호작용 과정에서 형성되는 경험 품질이 중요해지고 있다. 생성형 AI는 고정된 기능을 제공하는 도구가 아니라 사용자의 요구, 피드백 및 활용 방식에 따라 결과가 변화하는 협업적 도구의 성격을 가진다. 따라서 생성형 AI 활용 효과를 설명하기 위해서는 기존 정보시스템 연구에서 강조한 기술적 특성뿐 아니라 사용자 관점에서 경험하는 도구 경험 품질을 함께 고려할 필요가 있다.

또한 기업 환경에서 생성형 AI 도입이 확대됨에 따라 기술 활용의 평가 기준 역시 변화하고 있다. 초기 정보기술 도입 단계에서는 새로운 기술을 사용할 의도가 있는지 또는 얼마나 자주 사용하는지가 중요한 평가 기준이었다면, 실제 업무 현장에서는 생성형 AI 활용이 업무 처리 시간 단축, 업무 품질 향상, 문제 해결 능력 향상과 같은 구체적인 성과로 이어지는지가 더욱 중요한 문제로 대두되고 있다. 따라서 생성형 AI 연구 역시 기술 수용 중심의 관점에서 벗어나 실제 활용 이후 나타나는 성과와 사용자 만족을 함께 분석하는 방향으로 확장될 필요가 있다.

한편 지금까지의 생성형 AI 관련 연구는 기술 수용 가능성이나 활용 의도를 설명하는 데 집중된 경향이 있으며, 실제 업무 성과와 만족도에 대한 실증적 검토는 상대적으로 부족한 편이다. 그러나 조직 차원에서 더 중요한 질문은 생성형 AI를 사용할 의향이 있는가가 아니라, 생성형 AI 활용이 실제로 업무 성과 향상과 사용자 만족으로 이어지는가에 있다. 선행연구 및 실증 분석 결과에 따르면 생성형 AI 활용 관련 요인들은 업무 성과와 만족도에 서로 다른 방식으로 영향을 미치며, 일부 변수는 직접효과를 보이고 일부 변수는 업무 성과를 매개로 간접효과를 나타내는 것으로 확인되었다. 이는 생성형 AI의 활용 효과를 설명하기 위해서는 단순한 수용 여부가 아니라 성과 형성과 만족의 경로를 함께 살펴볼 필요가 있음을 보여준다.

또한 생성형 AI의 활용 효과는 모든 사용자에게 동일하게 나타나지 않을 가능성이 높다. 예를 들어 개발 중심 직무와 비개발 중심 직무는 생성형 AI를 사용하는 목적과 방식이 다를 수 있으며, 직무 숙련도가 높은 집단일수록 같은 도구에서도 더 높은 효율성과 만족을 경험할 수 있다. 실제 분석 결과에

서도 업무 성과와 만족도의 관계는 담당 직무와 직무 숙련도에 따라 차이를 보였으며, 이는 생성형 AI 활용 효과가 개인 및 직무 특성에 의해 조절될 수 있음을 시사한다. 따라서 생성형 AI 연구는 평균적 효과를 확인하는 수준을 넘어, 어떠한 조건에서 그 효과가 더 강화되거나 약화되는지를 함께 규명할 필요가 있다.

이상의 논의를 종합하면 생성형 AI의 조직 내 활용은 기존 정보기술 수용 이론을 바탕으로 설명할 수 있으나, 생성형 AI 특유의 상호작용성과 사용자 역량 의존성을 반영한 확장적 접근이 필요하다. 특히 도구 경험 품질, AI 리터러시, 개인혁신성과 같은 변수를 포함하여 생성형 AI 활용의 선행요인을 보다 정교하게 파악할 필요가 있으며, 그 결과변수 또한 사용의도에 그치지 않고 실제 업무 성과와 만족도로 확장될 필요가 있다. 이러한 관점은 생성형 AI 활용 메커니즘을 실제 조직 환경에 기반하여 보다 체계적으로 설명하는 데 기여할 수 있다.

특히 기존 생성형 AI 관련 연구들은 주로 일반 사용자를 대상으로 기술수용 요인을 분석하거나 생성형 AI 사용의도에 영향을 주는 요인을 검증하는 데 초점을 두어 왔다. 반면 생성형 AI 활용도가 높은 IT 분야 종사자를 대상으로 실제 업무 성과와 만족도의 형성 과정을 분석하고, 그 과정에서 직무 특성과 직무 숙련도의 차이를 함께 고려한 연구는 아직 제한적이다. IT 업무는 담당 영역과 경험 수준에 따라 요구되는 전문성과 문제 해결 방식이 다르기 때문에 생성형 AI 활용 효과 역시 사용자 집단에 따라 다르게 나타날 가능성이 존재한다.

이에 생성형 AI 활용 효과를 보다 정확하게 이해하기 위해서는 기술 자체의 영향뿐 아니라 도구 경험, 사용자 역량, 조직 환경, 직무 특성을 통합적으로 고려하는 연구가 필요하다.

따라서 본 연구의 목적은 생성형 AI를 업무에 활용하는 직장인을 대상으로 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 분석하는 데 있다. 구체적으로 본 연구는 도구 경험 품질, AI 리터러시(AI Literacy), 개인혁신성과 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건이 업무 성과와 만족도에 미치는 직접효과를 검증하고자 한다. 또한 업무

성과가 만족도에 미치는 영향을 확인하고, 생성형 AI 활용 관련 요인과 만족도의 관계에서 업무 성과의 매개효과를 분석하고자 한다. 나아가 담당 직무와 직무 숙련도가 업무 성과와 만족도의 관계를 조절하는지를 검토하여, 생성형 AI 활용 효과가 어떤 조건에서 강화되는지를 규명하고자 한다.

본 연구는 생성형 AI 활용을 둘러싼 주요 요인을 통합적으로 분석한다는 점에서 학문적 의의를 가진다. 기존 TAM 및 UTAUT 기반 논의를 생성형 AI 맥락으로 확장하고, AI 리터러시와 도구 경험 품질을 포함한 통합적 설명 틀을 제시함으로써 생성형 AI 활용 메커니즘에 대한 이해를 심화할 수 있다. 동시에 본 연구는 조직 현장에서 생성형 AI 교육, 활용 가이드라인, 직무별 지원체계, 직무 숙련도 향상 전략을 설계하는 데 활용될 수 있는 실무적 시사점도 제공할 것으로 본다.

제 2 절 문제 제기와 연구 필요성

1) 생성형 AI 수용 연구의 한계와 성과·만족 관점의 필요성

기술수용이론(TAM)과 통합기술수용이론(UTAUT)을 활용한 기존 정보시스템(IS) 연구는 새로운 IT 기술 수용의 초기 심리 기전, 즉 '이용 의도(Behavioral Intention)'를 규명하는 데 주로 집중해 왔다. 그러나 대화형 인터페이스를 통해 일상적 과업 전반에 심층적으로 통합되는 생성형 AI 기술의 특성상, 단순히 기술을 '쓰고자 하는 마음(의도)'을 측정하는 것만으로는 기술 도입의 실질적인 유효성을 입증하기 어렵다. 조직원들이 기술을 수용한 이후 실제로 업무 프로세스의 효율성을 달성했는지, 즉 객관적 혹은 주관적 '업무 성과(Task Performance)'의 제고로 이어졌는지를 검증하는 단계의 필요성이 제기된다.

아울러 Bhattacherjee(2001)의 정보시스템 지속사용 모델(IS Continuance Model)에 따르면, 정보기술이 조직에 완전히 안착하여 장기적인 혁신 동력으로 작용하기 위해서는 기술 활용을 통한 성과 체감이 사용자의 정서적 '만족도(Satisfaction)'로 전이되어야 한다. 기술을 강제로 혹은 일시적으로 사용하

는 단계를 넘어, 업무 성과 향상이 직무 만족과 정서적 수용으로 이어지는 내재화 메커니즘을 밝히는 실증 연구는 여전히 공백으로 남아 있다. 따라서 기존 연구의 범위를 확장하여 업무 성과와 만족도 중심으로 검토할 필요가 있다. 이에 본 연구는 UTAUT의 선행 요인들이 '이용 의도'가 아니라 '업무 성과'를 매개로 궁극적인 '만족도'에 이르는 구조적 인과관계를 규명하고자 한다. 이를 통해 생성형 AI 시대의 기술 수용 단계를 사후적·지속적 활용 관점으로 확장한다.

2) 기술 수용의 동질성 가정에 대한 비판과 다차원적 변인 투입의 필요성

기존 생성형 AI 관련 연구들의 또 다른 한계점은 조직 내 사용자를 동일한 역량과 성향을 지닌 동질적 집단(Homogeneous Group)으로 단순 가정한다는 점이다. 생성형 AI는 기존의 정형화된 소프트웨어와 달리 사용자가 입력하는 프롬프트의 품질에 따라 결과물의 완성도에 차이가 발생하는 특성을 가지며, 동시에 할루시네이션 및 데이터 편향이라는 잠재적인 기술적 한계를 내포하고 있다.

이러한 기술적 특성은 사용자가 AI의 메커니즘을 이해하고 산출물을 비판적으로 검증·편집할 수 있는 고유 역량인 'AI 리터러시', 그리고 새로운 도구를 주체적으로 수용하려는 성향인 '개인혁신성'에 따라 도구로부터 얻을 수 있는 성과 수준이 달라질 수 있음을 시사한다. 즉, 단순한 시스템 품질을 넘어 개인이 체감하는 도구 경험 품질과 사용자의 내재적 역량(AI 리터러시, 개인혁신성), 그리고 조직의 환경적 동인(UTAUT 요인)을 하나의 모델에 통합하여 분석할 때 비로소 생성형 AI 활용의 다차원적 메커니즘을 온전히 설명할 것으로 본다.

3) IT 종사자 숙련도(직무 경력 수준)에 따른 '생산성 역설'과 조절효과 필요성

본 연구가 던지는 핵심 질문은 "업무 성과의 향상이 모든 조직원에게 동

일한 수준의 만족으로 이어지는가?"이다. 특히 지식과 기술의 집약도가 매우 높은 IT 산업 현장에서 이 인과관계는 구성원의 '숙련도(직무 경력 수준)'에 따라 매우 이질적이고 복잡한 상호작용 양상을 보일 수 있다.

Brynjolfsson et al.(2024) 등의 최신 연구에 따르면, 생성형 AI는 숙련도가 낮은 초보 실무자들의 업무 속도와 품질을 끌어올리는 '생산성 격차 완화'의 도구적 특성을 나타낸다. 반면, 이미 풍부한 지식 자산과 직관적 문제해결 능력을 보유한 고숙련 전문가(고급 및 특급 기술자)들은 AI를 통해 체감하는 순수한 생산성 증가 폭이 저숙련자에 비해 상대적으로 완만한 것으로 해석된다.

그러나 이를 정서적 수용 단계인 '만족도'의 관점에서 바라보면 상이한 결과가 나타날 가능성이 있다. 본 연구의 실증 분석(PROCESS Macro Model 1 등) 결과에 따르면, 업무 성과가 만족도에 미치는 정적(+) 영향력은 숙련도가 높아질수록 오히려 유의미하게 강화(B=.110, p<.05)되는 조절효과가 관찰되었다. 이는 고숙련자들의 경우 AI의 한계를 명확히 통제하며 고차원적인 소프트웨어 아키텍처 설계나 전략적 의사결정에 AI를 적극 활용함으로써, 작은 성과 향상으로부터도 높은 수준의 만족감을 얻는다는 것을 의미한다. 반대로 저숙련자들은 AI 활용을 통해 단기적인 업무 결실을 보더라도, 기술에 대한 높은 종속성이나 피상적인 과업 수행으로 인해 장기적인 직무 만족이나 정서적 안착으로 연결되는 강도가 약할 것으로 해석된다. 조직 내 인적 자원의 숙련도 격차에 따른 성과-만족 간 미시적 메커니즘 차이를 규명하는 일은 중요하다. 전사적 기술 도입을 안정적으로 정착시키기 위해 필요한 연구 과제이기도 하다.

4) 담당 직무(개발 중심 vs 비개발 중심)의 기술적 특성에 따른 차별적 접근 필요성

마지막으로, IT 조직 내에서 개인이 수행하는 '담당 직무'의 고유한 과업 특성과 복잡성에 따른 문제 제기이다. IT 서비스 및 시스템 생태계는 소스코드 구현, 자동화 테스트, 리팩토링 등 생성형 AI(LLM)의 직접적인 코드 생성

혜택을 직접적으로 누리는 '개발 중심 직무(기획/연구/운영/개발)'와, 시스템 인프라 아키텍처 통제, 다면적 정보 보안 거버넌스 구축, 정성적 품질 보증 등 인간 중심의 융합적 조율이 강조되는 '비개발 중심 직무(인프라/보안/품질/지원)'로 구분될 수 있다.

이 두 직무 집단은 과업의 정형화 수준과 기술적 맥락이 완전히 다르기 때문에, 생성형 AI를 프로세스에 통합하는 방식과 그로 인해 축적된 업무 성과가 개인의 전반적인 직무 만족으로 전이되는 패턴 역시 확연히 다를 수밖에 없다. 두 직무 간의 구조적 차이를 간과한 채 일방적인 기술 활용 지침을 적용할 경우, 특정 직무군에서 기술 소외나 수용 저항이 발생할 가능성이 있다.

5) 연구의 필요성 요약

종합하면, 본 연구는 급변하는 생성형 AI 대전환기 속에서 다음과 같은 실무적·학술적 요구에 부응하고자 하였다.

첫째, 초기 '수용 의도' 연구에 편중되어 있던 구도를 고도화하여, 생성형 AI 활용이 실질적인 업무 성과를 매개로 어떻게 만족도로 이어지는지 사후적 내재화 경로를 실증한다.

둘째, 사용자의 다차원적 특성(AI 리터러시, 개인혁신성, 도구 경험 품질)을 반영한 통합 모델을 구축하여 동질성 가정의 오류를 극복한다.

셋째, IT 현장의 핵심 축인 구성원의 숙련도(직무 경력)와 담당 직무(개발 중심 vs 비개발 중심)가 성과와 만족의 인과적 관계를 어떻게 조절하는지 분석한다.

이를 통해 직무 숙련도와 담당 직무에 따른 생성형 AI 활용 효과의 차이를 규명하고, 조직 차원의 효과적인 AI 도입 전략과 인적자원관리(HRM) 및 교육 체계 수립을 위한 실무적 시사점을 제시하고자 한다.

제 3 절 연구 방법과 구성

1) 연구방법

본 연구는 IT 분야 종사자의 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향력을 규명하고, 구성원의 숙련도와 담당 직무에 따른 조절효과를 실증적으로 검증하기 위해 문헌연구(Literature Review)와 실증적 조사연구(Empirical Research)를 병행하여 수행하였다.

첫째, 생성형 AI의 기술적 특성, 통합기술수용이론(UTAUT), 정보시스템 지속사용 모델(IS Continuance Model), AI 리터러시 및 개인혁신성에 관한 국내외 단행본, 학술논문, 연구보고서 등의 선행문헌을 심층적으로 고찰하였다. 이를 통해 연구모형의 이론적 토대를 구축하고 연구가설을 도출하였다.

둘째, 실증 분석을 위한 자료 수집은 생성형 AI 도구(ChatGPT, GitHub Copilot 등)를 업무에 활용해 본 경험이 있는 국내 IT 분야 종사자(SW 개발자, 인프라 엔지니어, 보안 전문가 등)를 연구대상(표본)으로 설정하여 총 200부의 온라인 설문조사를 실시하였다. 측정 도구는 선행연구에서 타당성과 신뢰성이 검증된 문항을 본 연구 목적에 맞게 수정·보완하여 리커트 5점 척도(Likert Scale) 및 명목척도로 구성하였다.

셋째, 수집된 데이터의 통계 처리는 SPSS 22.0, AMOS 22.0 및 SPSS PROCESS Macro 1 및 14를 활용하였다. 표본의 일반적 특성을 확인하기 위해 빈도분석을 수행하였으며, 측정도구의 신뢰성과 타당성 검증을 위하여 신뢰성 분석, 탐색적 요인분석(EFA) 및 확인적 요인분석(CFA)을 실시하였다. 또한 연구가설 검증을 위해 구조방정식모형(SEM)을 적용하였으며, 숙련도와 직무의 조절효과를 분석하였다.

2) 연구구성

본 논문의 구성은 총 5개 장으로 구성하였다.

제1장에서는 연구의 배경 및 목적, 문제제기와 연구 필요성, 연구방법 및

논문의 구성에 대하여 설명하였다.

제2장에서는 생성형 AI, AI 리터러시, 개인혁신성, UTAUT, 업무 성과 및 만족도에 대한 이론적 배경과 관련 선행연구를 검토하였다. 또한 기존 연구의 한계와 연구 차별성을 제시하였다.

제3장에서는 연구모형 및 연구가설을 설정하고 변수의 조작적 정의, 설문 구성 및 자료수집 방법을 제시하였다.

제4장에서는 표본 특성과 측정도구의 신뢰성 및 타당성 분석 결과를 제시하고, 구조방정식 분석 및 조절효과 분석을 통하여 연구가설을 검증하였다.

제5장에서는 연구 결과를 종합하여 주요 연구 결과를 정리하고 학문적·실무적 시사점과 연구의 한계 및 향후 연구 방향을 제시하였다.

HANSUNG UNIVERSITY

제 2 장 이론적 배경과 선행연구

제 1 절 생성형 AI 도구 개념 및 특성

1) 생성형 AI 도구 개념 및 특성

(1) 생성형 AI 도구 개념과 종류

생성형 AI(Generative Artificial Intelligence)는 기존 데이터를 기반으로 학습한 패턴과 구조를 활용하여 텍스트, 이미지, 오디오, 동영상, 프로그램 코드 등 새로운 형태의 콘텐츠를 생성할 수 있도록 설계된 인공지능 기술을 의미한다. 기존의 인공지능 기술이 주어진 데이터를 분석하고 분류하거나 예측하는 데 초점을 두었다면, 생성형 AI는 학습된 지식을 기반으로 사용자의 요구에 적합한 새로운 결과물을 생성한다는 점에서 차별성을 가진다.

특히 최근 주목받고 있는 ChatGPT와 같은 대화형 생성형 AI는 거대언어모델(Large Language Model, LLM)에 기반하여 작동한다. LLM은 방대한 규모의 텍스트 데이터를 학습하여 인간의 언어 구조와 의미 관계를 이해하고, 사용자의 자연어 입력에 대해 적절한 응답을 생성하는 인공지능 모델이다. 이러한 기술적 발전으로 인해 사용자는 복잡한 프로그래밍 언어나 전문적인 시스템 사용 방법을 알지 못하더라도 자연어 기반의 대화를 통해 정보 검색, 문서 작성, 분석, 문제 해결 등 다양한 지식 업무를 수행할 수 있게 되었다.

따라서, 생성형 AI 기술이란, 일반 대중과 조직 구성원이 복잡한 프로그래밍 언어 없이도 고차원적인 지식 과업을 수행할 수 있도록 지원하는 '진화형 기술'로 정의할 수 있으며(Dwivedi et al., 2023) 적대적 생성 신경망(GAN), 확산 모델(Diffusion model) 등 다양한 기술을 포함한다(정세현, 2025). 2022년 OpenAI의 ChatGPT 출시 이후 급속히 확산되었으며, LLM 기술의 발전으로 DALL-E 3, Midjourney(이미지 생성), Lumiere(동영상 생성), Amazon Polly, Fliki(음성 생성) 등 다양한 생성형 AI 도구가 개발되며 활용 범위가 확대되고 있다(정세현, 2025). Noy & Zhang(2023)은 생성형 AI 활용이 전

문직 지식근로자의 문서 작성 업무 수행 시간을 감소시키고 결과 품질을 향상시킨다는 실험 결과를 제시하였다.

Brynjolfsson et al.(2024)은 생성형 AI를 단순한 자동화 기술이 아닌 인간의 업무 수행 능력을 보완하고 향상시키는 기술로 설명하였다. 특히 생성형 AI는 대규모 데이터를 기반으로 학습하여 업무 수행 과정에서 의사결정 지원과 문제 해결을 보조하는 특징을 가진다고 설명하였다. 또한 생성형 AI는 사용자의 업무 능력 향상과 학습 효과에도 영향을 미칠 수 있다고 설명하였다.

이와 같이 생성형 AI는 기존 정보시스템과 달리 사용자의 요구와 맥락을 이해하고 새로운 결과물을 생성하며, 인간의 업무 수행 과정을 지원하는 지능형 협업 도구로 발전하고 있다. 그러나 동일한 생성형 AI 도구를 사용하더라도 사용자의 AI 이해 수준, 활용 경험, 업무 특성에 따라 활용 효과가 다르게 나타날 수 있다. 따라서 생성형 AI 활용 효과를 설명하기 위해서는 기술 자체의 특성뿐 아니라 이용자 역량, 조직 환경 및 업무 특성을 함께 고려할 필요가 있다.

본 연구에서는 이러한 생성형 AI의 특성을 바탕으로 생성형 AI 활용 관련 요인이 IT 분야 종사자의 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 분석하고자 하며, 주요 생성형 AI 도구 종류는 [표 2-1]과 같다.

[표 2-1] 주요 생성형 AI 도구 종류

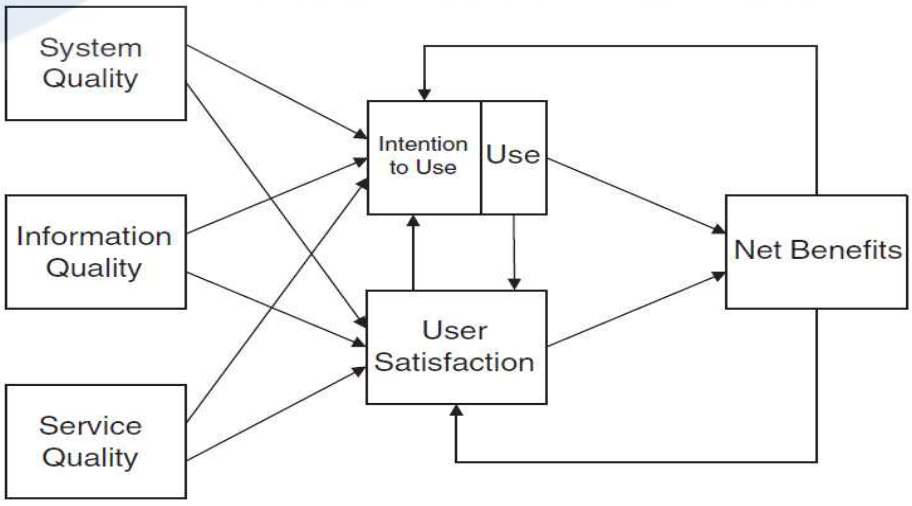
구분	명칭	기능
챗봇	ChatGPT	정보 검색, 텍스트 생성, 요약, 번역, 코드 작성 등 다양한 작업 지원
	Gemini	
	MS Copilot	
	Claude	글쓰기, 커뮤니케이션, 코딩 등 작업 지원
문서 작성 보조	Jasper	블로그 기사, 영업 이메일 등 마케팅 콘텐츠 작성
	Grammarly	작문 실력 향상 지원
이미지 생성	DALL-E 3	자연어 서술 입력으로부터 이미지 생성
	Midjourney	
코드 생성	GitHub Copilot	코드 자동 완성 제안, 자연어 프롬프트 코딩 제안
동영상 생성	Lumiere	최대 80프레임의 5초 길이 내의 동영상 생성
음성 생성	Amazon Polly	자연스러운 인간 음성 합성, 배포
	Fliki	AI 음성 해설을 포함한 영상 제작 지원

한국지능정보사회진흥원(2024), 연구자 재구성

(2) 생성형 AI 도구 특성

선행 연구에 따르면, 생성형 AI는 기존 정보시스템과 비교하여 사용자와의 상호작용을 기반으로 새로운 결과물을 생성하고 업무 수행을 지원한다는 점에서 차별적인 도구 특성을 가진다. 기존 정보시스템은 사전에 정의된 규칙과 데이터 처리 기능을 중심으로 결과를 제공하였다. 반면 생성형 AI는 학습 데이터를 활용하여 사용자의 의도와 맥락을 반영한 새로운 콘텐츠를 생성한다는 특징을 가진다. 특히 생성형 AI는 사용자의 질문 방식과 활용 목적에 따라 결과가 달라질 수 있으며, 사용자와 지속적으로 상호작용하면서 결과를 개선할 수 있다는 점에서 기존 시스템과 구별된다.

정보시스템 분야에서는 오래전부터 기술 자체의 특성이 사용자의 활용 결과와 성과에 영향을 미치는 중요한 요인으로 연구되어 왔다. DeLone과 McLean(2003)은 정보시스템 성공모형(Information System Success Model)을 통해 시스템 품질(System Quality), 정보 품질(Information Quality) 및 서비스 품질(Service Quality)이 사용자 만족과 성과 형성에 영향을 미치는 주요 요인임을 제시하였다.



[그림 2-1] 정보시스템 성공모형(DeLone & McLean(2003))

또한 Goodhue & Thompson(1995)은 과업-기술 적합성(Task-Technology Fit) 이론에서 기술이 사용자의 업무 요구와 적합할수록 개인의 업무 성과 향상에 긍정적인 영향을 미친다고 설명하였다. 이러한 연구는 생성형 AI 역시 단순한 기술 도입 여부보다 사용자가 업무 과정에서 경험하는 도구 품질과 활용 적합성이 중요함을 보여준다.

최근 생성형 AI 관련 선행연구에서는 생성형 AI 도구 특성을 개인화(Personalization), 상호작용성(Interactivity), 맥락인지(Context Awareness), 업무지원성(Task Support), 결과 품질(Output Quality) 등의 개념으로 설명하고 있다. Dwivedi et al.(2023)은 기존 정보시스템과 달리 생성형 AI가 인간과 유사한 자연어 기반 상호작용과 콘텐츠 생성 능력을 제공하며, 사용자의 업무 수행 방식과 의사결정 과정에 영향을 줄 수 있다고 설명하였다. Kasneci et al.(2023)은 사용자 요구를 반영한 정보 생성 및 학습·업무 지원 기능의 수행을 생성형 AI 도구 특성으로 제시하였다. 국내 연구에서도 정세현(2025)은 생성형 AI 도구 특성이 사용자의 이용 경험 및 활용 의도 형성에 중요한 역할을 한다고 설명하였으며, 김성희(2024)와 이진(2024)은 생성형 AI의 기술적 특성이 사용자 경험과 지속적인 활용에 영향을 미치는 주요 요인임을 확인하였다.

이러한 선행연구에 기반하여 생성형 AI 도구 특성을 정리하면 다음과 같다.

첫째, 생성형 AI는 개인화 특성을 가진다. 개인화는 시스템이 사용자의 개별적인 요구사항, 선호도 및 과업 맥락을 이해하여 이에 적합한 맞춤형 결과를 제공하는 능력을 의미한다. 기존 AI 서비스 연구에서는 개인화가 사용자의 기술 경험과 만족 형성에 중요한 영향을 미치는 요인으로 제시되어 왔다. 김성희(2024)는 생성형 AI의 개인화 특성을 사용자의 요구에 맞춘 맞춤형 결과 제공 능력으로 설명하였으며, 이러한 특성이 생성형 AI 활용 과정에서 중요한 기술적 특성이라고 제시하였다. 또한 이진(2024)은 생성형 AI의 개인화된 응답 제공 능력이 사용자의 지속적인 활용 의도 형성에 영향을 미칠 수 있다고 설명하였다.

생성형 AI는 기존 시스템처럼 동일한 입력에 대해 정형화된 결과를 제공

하는 것이 아니라 사용자의 프롬프트, 업무 목적, 요구 수준에 따라 서로 다른 결과를 생성한다. 이를 통해 동일한 기술 환경에서도 사용자의 직무 특성과 활용 목적에 맞는 결과물을 제공할 수 있으며, 이러한 개인화 수준은 생성형 AI 활용 경험을 결정하는 중요한 요소가 된다.

둘째, 생성형 AI는 상호작용성을 가진다. 상호작용성은 사용자와 시스템 간에 이루어지는 양방향 커뮤니케이션과 피드백 교환 정도를 의미한다. 기존 정보시스템에서는 사용자가 정해진 기능을 선택하고 결과를 확인하는 방식이 일반적이었으나, 생성형 AI는 자연어 기반 대화를 통해 사용자의 요구를 지속적으로 반영하고 결과물을 수정·개선하는 특징을 가진다.

McLean & Osei-Frimpong(2019)은 AI 기반 서비스 환경에서 사용자와 시스템 간 상호작용 품질이 사용자 경험 형성에 중요한 영향을 미친다고 설명하였다. 또한 Dwivedi et al.(2023)은 인간과 생성형 AI가 유사한 대화형 상호작용을 제공함으로써 기존 정보기술과 다른 활용 경험을 제공한다고 제시하였다. 국내 연구에서도 정세현(2025)은 생성형 AI의 상호작용성을 사용자의 요구와 피드백을 반영하여 결과를 조정하는 능력으로 설명하였다.

셋째, 생성형 AI는 맥락인지 특성을 가진다. Dey(2001)는 맥락인지(Context Awareness)를 사용자의 상황, 이전 상호작용 내용 및 업무 목적을 이해하고 이를 기반으로 적절한 결과를 제공하는 능력으로 정의하였다. 유혜리(2023)는 맥락 인지를 생성형 AI가 사용자의 요구사항에 대하여 맥락을 파악하고 이를 정확하게 인식하여 답변을 제공하는 정도로 정의하였다. 김성희(2024)는 생성형 AI의 기술적 특성을 개인화, 상호작용성, 맥락 인지의 세 차원으로 구분하고, 그 중 맥락 인지를 '이용자의 이전 질의와 상황 정보를 기억·반영하여 보다 적절한 응답을 제공하는 생성형 AI의 능력'으로 정의하였다.

생성형 AI는 단순히 개별 질문에 응답하는 것을 넘어 이전 대화 흐름과 사용자의 의도를 반영하여 결과물을 생성할 수 있다. Kasneci et al.(2023)은 사용자의 요구와 상황에 따라 생성형 AI가 정보를 생성하고 문제 해결을 지원할 수 있다는 점을 강조하였다. 특히 IT 업무에서는 요구사항 분석, 소프트웨어 개발, 문제 해결 등 연속적인 맥락 이해가 필요한 업무가 많기 때문에

생성형 AI의 맥락인지 능력은 실제 활용 효과를 결정하는 중요한 특성으로 볼 수 있다.

넷째, 생성형 AI는 업무지원성을 가진다. 업무지원성은 기술이 사용자의 업무 수행 과정에서 필요한 기능을 제공하고 업무 목표 달성을 지원하는 정도를 의미한다. Goodhue & Thompson(1995)의 과업-기술 적합성 이론에서는 기술의 기능이 사용자의 업무 요구와 적합할수록 개인의 성과 향상 가능성이 높아진다고 설명하였다.

생성형 AI는 문서 작성, 코드 생성, 데이터 분석, 정보 탐색 등 다양한 업무 영역에서 활용되며 사용자의 업무 수행을 지원한다. Noy & Zhang(2023)은 생성형 AI 활용이 작업 수행 시간을 감소시키고 결과물의 품질 향상에 기여할 수 있음을 실험적으로 확인하였다. 또한 Dell'Acqua et al.(2023)은 전문 업무 환경에서 생성형 AI 활용이 업무 수행 방식과 생산성에 영향을 줄 수 있음을 제시하였다. Brynjolfsson et al.(2024) 역시 실제 업무 환경에서 생성형 AI 활용이 생산성 향상 효과를 가져올 수 있다고 설명하였다.

다섯째, 생성형 AI는 결과 품질 특성을 가진다. 결과 품질은 생성형 AI가 제공하는 산출물의 정확성, 신뢰성, 유용성 및 업무 적용 가능성을 의미한다. DeLone & McLean(2003)은 정보시스템 성공 모형(IS Success Model)에서 정보 품질이 사용자의 만족과 성과 형성에 영향을 미치는 핵심 요인이라고 설명하였다.

생성형 AI 환경에서는 시스템 사용 여부뿐 아니라 생성된 결과물이 실제 업무 목적에 적합한지가 중요한 평가 기준이 된다. 이진(2024)은 생성형 AI의 기술적 특성이 사용자의 활용 경험과 지속사용의도 형성에 영향을 미친다고 설명하였으며, 정세현(2025)은 생성형 AI가 제공하는 결과물의 품질이 사용자가 도구를 평가하는 주요 요소라고 제시하였다.

결과적으로 생성형 AI가 지닌 개인화, 상호작용성, 맥락인지, 업무지원성 및 결과 품질은 사용자가 AI 도구를 활용하는 과정에서 경험하는 핵심적인 품질 요소라고 볼 수 있다. 이에 대해 정세현(2025)은 개인화와 상호작용성을 생성형 AI 도구 특성으로 제시하였다. 이러한 생성형 AI 도구 특성은 동일한 시스템이라도 사용자의 활용 방식과 업무 맥락에 따라 경험과 효과가 달라질

수 있으므로, 기존 기술수용 연구에서 제시한 기술 특성뿐 아니라 사용자 경험 관점의 품질 요소를 함께 고려할 필요가 있다. 따라서 본 연구에서는 생성형 AI와 사용자 간 상호작용 과정에서 경험되는 다양한 품질 요소를 통합적으로 반영하기 위하여 생성형 AI의 도구 특성을 '도구 경험 품질(Tool Experience Quality)' 관점으로 접근하고자 한다.

제 2 절 이용자 특성

1) AI 리터러시(AI Literacy)

AI 기술의 발전과 함께 단순한 기술 사용 능력을 넘어 AI를 이해하고 적절하게 활용할 수 있는 역량의 중요성이 증가하고 있다. 특히 생성형 AI는 기존 정보기술과 달리 사용자의 입력 방식, 결과 해석 능력 및 활용 전략에 따라 산출물의 품질이 크게 달라질 수 있으므로, 사용자의 AI 관련 이해 수준은 생성형 AI 활용 효과를 결정하는 중요한 요인으로 인식되고 있다.

AI 리터러시(AI Literacy)는 AI 기술의 원리와 특성을 이해하고, AI가 생성한 결과를 비판적으로 해석하며, 이를 자신의 목적에 맞게 적절히 활용할 수 있는 능력을 의미한다. Long & Magerko(2020)는 생성형 AI의 기본 개념 및 작동 원리, 장단점과 사회적 영향의 이해 역량을 AI 리터러시로 정의하였으며, AI와 효과적으로 소통하고 협업할 수 있는 능력을 포함한다고 설명하였다. Ng et al.(2021)은 AI 리터러시를 생성형 AI 기술을 이해하고 활용하며 동시에 윤리적 측면까지 고려할 수 있는 종합적 역량으로 설명하였다.

국내 연구에서도 AI 리터러시는 단순한 기술 활용 능력을 넘어 AI 시대에 요구되는 새로운 기초 역량으로 논의되고 있다. 이유미(2021)는 AI 리터러시를 생성형 AI로 인해 변화하는 사회와 기술 환경 속에서 AI를 비판적으로 이해하고 적절하게 활용할 수 있는 능력으로 설명하였다. 특히 AI 리터러시는 기존 컴퓨터 및 디지털 리터러시와 달리 기술 자체에 대한 이해뿐 아니라 AI와 인간 간의 관계, AI 결과에 대한 판단 능력, 변화하는 환경에 적응하기 위한 역량을 포함한다고 보았다.

최근 AI 관련 연구에서는 AI 리터러시를 단순한 기술 사용 능력이 아닌 다차원적인 역량으로 접근하고 있다. Laupichler et al.(2022)은 관련 선행연구를 체계적으로 검토하여, AI 리터러시가 단순히 인공지능 기술에 대한 이해 수준을 의미하는 것이 아니라 AI 시스템의 기능과 한계를 이해하고, AI 기반 결과물을 비판적으로 평가하며, 실제 문제 해결 과정에서 효과적으로 활용할 수 있는 복합적 역량이라고 설명하였다.

Carolus et al.(2023)은 AI 리터러시를 AI 활용 능력(Use & Apply AI), AI 이해 능력(Understand AI), AI 탐지 능력(Detect AI), AI 윤리(AI Ethics), AI 자기효능감(Self-efficacy), AI 자기관리(Self-management) 등 다양한 요소를 포함하는 개념으로 설명하였다. 이는 AI 리터러시가 단순히 기술을 사용할 수 있는 수준을 의미하는 것이 아니라 AI 결과를 비판적으로 이해하고 적절하게 활용할 수 있는 종합적 역량임을 의미한다.

특히 생성형 AI는 할루시네이션(Hallucination), 정보 편향 및 결과의 불확실성과 같은 기술적 한계를 가지고 있으므로 사용자가 생성된 결과를 무비판적으로 수용할 경우 오류가 발생할 가능성이 존재한다. 따라서 AI 리터러시 수준이 높은 사용자는 생성형 AI의 특성과 한계를 보다 정확하게 이해하고 생성된 결과를 비판적으로 검토하며 자신의 업무 목적에 적합한 방식으로 활용할 가능성이 높다.

또한 AI 리터러시는 사용자가 AI 기술을 긍정적으로 인식하고 적극적으로 활용하는 데 영향을 미치는 요인으로 제시되고 있다. 윤종현과 윤한성(2024)은 기술수용모델(TAM)을 기반으로 AI 리터러시 수준과 AI 사용의도 간 관계를 분석하였으며, AI 리터러시 수준 향상이 지각된 유용성 및 사용용이성과 같은 사용자 인식을 높이고 궁극적으로 이용 의도에 긍정적인 영향이 발생한다는 것을 확인하였다.

이러한 결과는 AI에 대한 이해와 활용 능력을 갖춘 사용자가 새로운 AI 기술을 보다 효과적으로 수용하고 업무 상황에 적극적으로 적용할 가능성이 높음을 의미한다.

또한 생성형 AI는 사용자의 프롬프트 구성 능력과 결과 활용 방식에 따라 실제 업무 효과가 달라질 수 있기 때문에 AI 리터러시는 생성형 AI 활용 과

정에서 중요한 역할을 수행할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 AI 리터러시를 생성형 AI 활용 과정에서 업무 성과와 만족도에 영향을 미칠 수 있는 핵심적인 이용자 특성 변수로 정의하였다.

2) 개인혁신성(Personal Innovativeness)

개인혁신성(Personal Innovativeness)은 신기술이나 서비스를 다른 사람보다 먼저 수용하고 활용하려는 개인의 성향을 의미한다. Rogers(2003)는 혁신확산이론(Innovation Diffusion Theory)을 통해 개인혁신성을 새로운 아이디어나 기술을 타인보다 먼저 수용하려는 개인적 성향으로 정의하였으며, Agarwal & Prasad(1998)는 개인혁신성을 새로운 정보기술을 자발적으로 탐색하고 수용하려는 의지로 설명하였다.

기존 정보기술 수용 연구에서는 개인혁신성이 새로운 기술에 대한 태도와 사용 행동을 설명하는 중요한 변수로 활용되어 왔다. 정보기술 수용 맥락에서 개인혁신성이 높은 이용자는 새로운 도구를 학습하고 실무에 적용하는 과정에서 수반되는 불확실성과 시행착오에 대해 상대적으로 낮은 거부감을 나타낸다(김성희, 2024). 특히 기술의 사용 방법이 충분히 정형화되지 않았거나 활용 방식이 사용자에게 의존하는 경우 개인혁신성의 영향력은 더욱 크게 나타날 수 있다.

생성형 AI는 기존 시스템과 달리 사용자가 단순히 기능을 이용하는 것이 아니라 다양한 방식으로 활용 전략을 스스로 설계해야 하는 특성을 가진다. 김찬원(2024)은 기술수용모델이 갖는 사용자의 성향과 심리적 상태 등을 충분히 파악하지 못하는 한계를 보완하기 위해 생성형 AI 사용자의 개인적 성향으로 개인혁신성, 지각된 신뢰와 지각된 위험을 추가하여 살펴보았다. 박준철과 박세린(2023)은 개방성, 혁신성과 자기효능감과 같은 개인의 성격적 특성이 생성형 AI의 수용 및 이용 의도와 관련하여 중요한 영향을 미친다고 보았다. 즉, 동일한 생성형 AI 도구를 사용하더라도 사용자의 질문 구성 방식과 업무 적용 방식에 따라 결과가 달라질 수 있음을 주장하였고, 이는 사용자의 개인적 성향에 따라 활용 효과가 차이를 보일 가능성을 의미한다.

높은 개인혁신성은 신기술 학습에 가해지는 노력의 부담(노력 기대)을 상쇄시키는 강력한 내재적 동기로 작용하며, 생성형 AI 도구를 일상적 과업 내에 보다 적극적으로 체화하고 실험하도록 유도함으로써 업무 생산성과 기술 만족도를 견인하는 유의한 선행 변인으로 기능한다(Alotaibi & Alayed, 2025).

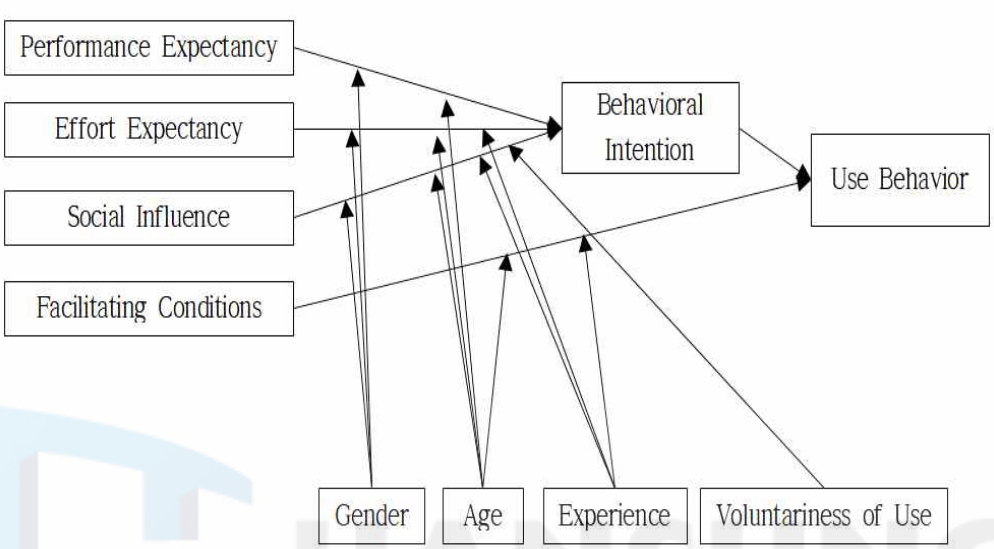
결과적으로 개인혁신성은 생성형 AI 활용 과정에서 사용자의 행동과 활용 수준을 설명할 수 있는 중요한 이용자 특성 변수로 볼 수 있으며, AI 리터러시와 개인혁신성으로 대변되는 이용자의 개인적 특성은 고정된 직무 환경 속에서도 생성형 AI의 가치를 주체적으로 재구성하여 성과 기대를 구체화하는 핵심 기전이다(정세현, 2025). 따라서 본 연구에서는 생성형 AI 활용 효과를 설명하는 주요 변수 중 하나로 설정하였다.

제 3 절 통합기술수용이론(UTAUT)

신기술 도입 시 이용자가 해당 기술을 어떻게 수용하고 이용하려 하는지를 설명하는 대표적 모델로는 Davis(1989)가 처음으로 제시한 기술수용모델(TAM,Technology Acceptance Model)이 있다. 합리적 행동이론(Theory of Reasoned Action)에 기반한 TAM은 이용자의 지각된 유용성(Perceived Usefulness)과 지각된 사용용이성(Perceived Ease of Use)이 정보 기술 수용 의도에 미치는 영향을 설명한다(Davis, 1989). TAM은 이용자의 기술 도입 및 수용 의도(Behavioral Intention)와 실제 이용 행동(Use Behavior)을 분석하는 데 널리 활용되었으나, 기술의 급속한 발전에 따라, 이용자들의 기술 수용 과정은 점점 더 복잡해졌고, 이를 설명하기에는 지나치게 단순화된 접근이라는 평가를 받았다(Venkatesh et al., 2003).

따라서, 보다 종합적인 모델의 필요성이 대두되었다. Venkatesh et al.(2003)는 TAM을 비롯한 8개의 기술 수용 이론과 모형을 통해 32개의 개념을 통합하고 수정하여 이를 바탕으로 기존 TAM보다 높은 설명력을 보유한 통합기술수용이론(UTAUT,Unified Theory of Acceptance and Use ofTechnology)을 제시하였다. Venkatesh et al.(2012)은 이후 기존 UTAUT를

확장한 UTAUT2에서 다양한 사용 환경에서 기술 수용 요인의 설명력을 높이고자 하였다.



[그림 2-2] 통합기술수용이론(Venkatesh et al., 2003)

전통적인 정보시스템 연구에서 UTAUT는 주로 새로운 기술에 대한 '이용 의도(Behavioral Intention)'나 '사용 행동(Use Behavior)'을 예측하는 선행 변인으로 활용되어 왔다(Venkatesh et al., 2003). 그러나 생성형 AI 도구의 도입이 보편화 단계에 접어든 현 시점의 직무 환경에서는, 기술의 단순 채택 여부를 넘어 수용 요인들이 실질적인 과업의 질적 성취와 정서적 충족감에 어떠한 영향을 미치는지 규명하는 것이 더욱 중요하다(Alotaibi & Alayed, 2025). 또한, UTAUT를 활용하여 AI의 이용 의도를 분석한 기존 대다수의 연구들은 일반인의 생성형 AI 도구 이용 경험을 연구 대상으로 설정하고, 이에 대해, UTAUT의 구성 요소(성과기대, 노력기대, 사회적 영향 및 촉진조건)를 독립변수로 하여 각각의 구성 요소들이 이용 의도에 미치는 영향을 분석하고 있다. 반면 본 연구에서는 UTAUT의 핵심 구성개념인 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건이 기술의 이용 의도가 아닌, IT 종사자가 지각하는 '업무 성과'와 '만족도'에 직접적인 영향을 미치는 강력한 선행요인으로

작용한다고 가정하고 이를 다각적으로 고찰하고자 한다.

먼저 네 가지 주요 요인 중 하나인 성과 기대(Performance Expectancy)는 개인이 직무 환경 내에서 생성형 AI 도구를 활용하는 것이 실제 자신의 업무 성과를 제고하고 과업 효율성을 증대시키는 데 도움이 될 것이라고 믿는 주체적 지각의 정도를 의미한다(Venkatesh et al., 2003). 이는 Davis(1989)의 기술수용모델(TAM)에서 제시된 '인지된 유용성(Perceived Usefulness)'과 맥을 같이 하는 개념이다. 기존 정보기술 연구에서는 시스템 활용이 생산성 향상과 업무 효율성 개선에 도움이 될 것이라는 기대 수준으로 설명되어 왔다.

생성형 AI 환경에서 성과 기대는 생성형 AI를 활용함으로써 업무시간 단축, 업무 효율 향상, 문제 해결 능력 개선 및 결과 품질 향상 등의 효과를 기대하는 수준으로 해석할 수 있다(정세현, 2025). 생성형 AI는 문서 작성, 코드 생성, 정보 분석 및 의사결정 지원 등 다양한 업무 영역에서 활용될 수 있기 때문에 사용자가 생성형 AI가 자신의 업무 성과를 향상시킬 수 있다고 인식할수록 활용 수준 또한 높아질 가능성이 있다.

두 번째로, 노력 기대는 특정 기술을 배우고 사용하는 과정에서 요구되는 노력 수준이 낮다고 인식하는 정도를 의미한다(Venkatesh et al., 2003). 정태기(2017)나 이지은(2017) 등의 기존 연구에서는 시스템 사용이 쉽고 이해하기 쉬울수록 기술 수용 수준이 증가하는 것으로 설명하였다. 따라서, 생성형 AI 환경에서의 노력 기대는 생성형 AI를 사용하는 과정이 쉽고 편리하며 부담 없이 활용할 수 있다고 인식하는 정도로 해석하였다. 생성형 AI는 자연어 기반 인터페이스를 제공하기 때문에 기존 정보시스템보다 사용 장벽이 낮은 특징을 가진다. 사용자가 생성형 AI를 쉽게 학습하고 활용할 수 있다고 인식할수록 생성형 AI 활용 과정에서 긍정적인 경험을 형성할 가능성이 높다.

세 번째로, 사회적 영향은 사용자가 자신에게 중요한 타인이 특정 기술 사용을 권장하거나 중요하게 인식한다고 지각하는 정도를 의미한다(Venkatesh et al., 2003). 김은석, 김영준(2019)는 사회적 영향이 인슈어테크 수용 의도에 영향을 미치는 것으로 제시했으며, 김선미(2023)은 나와 가까운 사람들이 인공지능 서비스를 추천하거나 사용하는 것으로 정의하였다.

생성형 AI 활용 환경에서는 조직 구성원들의 생성형 AI 활용 분위기, 상

사의 권장 수준 및 동료들의 사용 경험 등이 사용자의 생성형 AI 활용 행동에 영향을 미칠 수 있다. 즉, 조직 환경에서는 상사, 동료 및 조직 문화가 기술 수용 행동에 영향을 미칠 수 있다. 특히 조직 내에서 생성형 AI 사용이 긍정적으로 인식되거나 업무 수행 과정에서 적극 권장되는 경우 사용자의 활용 수준 또한 증가할 가능성이 존재한다.

마지막으로 촉진 조건은 사용자가 특정 기술을 활용하기 위한 조직적·기술적 지원 환경이 충분히 구축되어 있다고 인식하는 정도를 의미한다 (Venkatesh et al., 2003).

생성형 AI 환경에서 촉진 조건은 생성형 AI 활용을 위한 조직의 정책적 지원, 교육 및 학습 환경, 시스템 접근성 및 기술 지원 수준 등을 의미한다. 김선미(2023) 등의 기존 국내 연구에서는 AI 서비스 사용에 시스템 접근성, 교육 지원 및 기술 인프라 등 필요한 지식, 자원, 인력과 국가 및 단체적 지원으로 정의하였다. 생성형 AI는 개인적 활용뿐 아니라 조직 차원의 지원이 함께 제공될 때 보다 효과적으로 활용될 수 있으므로, 적절한 촉진 조건은 생성형 AI 활용성과를 향상시키는 중요한 요인으로 작용할 수 있다.

본 연구에서는 UTAUT의 핵심 요인을 생성형 AI 환경에 적합하게 재해석하고 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 설명하는 주요 변수로 설정함으로써, 기존 연구와 차별화된 접근을 통한 연구를 시도하고자 한다. 이러한 차이점은 IT 기업 또는 IT 분야 종사자가 생성형 AI를 어떻게 도입하고 활용할 수 있는가에 대한 학술적, 실무적 시사점을 제시한다는 점에서 연구의 의의가 있다.

제 4 절 업무 성과 및 만족도에 관한 선행연구 고찰

1) 업무 성과의 개념 및 구성요소

조직행동 및 인사조직 연구 맥락에서 업무 성과(Job Performance)는 조직의 목표를 달성하기 위해 개별 구성원이 할당받은 공식적 직무와 과업을 성공적으로 완수해 내는 행동의 총체이자 질적·양적 산출 성취를 의미한다

(Campbell, 1990). 기술 수용 및 혁신 확산 관점에서 새로운 정보기술이나 업무 도구의 도입은 궁극적으로 실무자가 지각하는 업무 성과의 개선을 통해 그 유효성이 증명된다(Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003).

특히 지식 집약적이고 기술 변화 속도가 매우 빠른 IT 분야에서 생성형 AI 도구의 활용은 구성원의 업무 수행 방식을 근본적으로 재정의하며 업무 성과 패러다임의 변화를 견인하고 있다(진회승 외, 2024). 생성형 AI 환경에서 IT 종사자가 체감하는 업무 성과는 구체적으로 세 가지 차원으로 구체화된다. 첫째는 생성형 AI의 프롬프트 활용을 통해 기존 업무 수행의 한계를 극복하고 실질적인 성취 수준을 높이는 '업무 성과의 향상'이다. 둘째는 수작업으로 처리하던 반복적 과업이나 자료 탐색 시간을 획기적으로 줄여 단위 시간당 산출물을 극대화하는 '업무 생산성의 증가'이며, 셋째는 텍스트 요약, 코드 리뷰, 알고리즘 초안 구현 등 복잡한 지식 가치 사슬 내에서 도출되는 최종 결과물의 정밀성과 완성도를 높이는 '업무 결과의 질적 향상'이다(Brynjolfsson et al., 2024; 진회승 외, 2024). 본 연구에서는 이러한 맥락적 특성을 반영하여, 생성형 AI 도구 활용을 통해 IT 구성원이 경험하는 물리적·질적 직무 유효성의 증진 정도를 업무 성과로 정의하여 측정하고자 한다.

2) 만족도의 개념 및 구성요소

만족도(Satisfaction)는 특정 기술이나 시스템, 혹은 직무 환경 내의 대상을 지속적으로 경험하는 과정에서 개인이 형성하게 되는 전반적인 정서적·심리적 평가 체계이자 긍정적인 감정 상태를 뜻한다(Locke, 1976). 정보시스템(IS) 분야의 대표적인 지속사용 이론인 기대일치모델(Expectation-Confirmation Model; ECM)에 따르면, 이용자의 만족도는 신기술 도입 전 가졌던 주관적 기대 수준과 도입 후 실제 경험을 통해 체감한 성과 간의 비교 평가 과정(Confirmation)을 통해 형성된다(Bhattacherjee, 2001).

생성형 AI의 활용 맥락에서 만족도는 단순한 일회성 사용 경험을 넘어, 해당 도구가 이용자의 일상적 직무 환경 내에 성공적으로 수용 및 내재화되었는지를 판별하는 핵심적인 정서적 지표로 기능한다(Alotaibi & Alayed,

2025; 정세현, 2025). 본 연구에서 다루는 만족도는 다차원적인 심리적 변인으로서 다음 세 가지 핵심 요소를 포함한다. 첫째는 생성형 AI 도구를 실제 업무 과정에 적용하고 상호작용하는 전반적인 프로세스에 대해 느끼는 주체적 만족감이며, 둘째는 도구가 도출한 지식 산출물이나 기능적 유효성이 실무자가 최초에 설정했던 니즈 및 기대 가치에 부합하는지의 여부(기대 부합성)이다. 마지막 셋째는 업무 현장에서 생성형 AI 서비스를 도구로 도입·활용하기로 결정한 선택에 대해 실무자가 종합적으로 평가하는 '전반적인 만족 수준'이다.

3) 업무 성과와 만족도 간의 관계

전통적인 직무 태도 및 기술 수용 연구들은 구성원이 체감하는 과업의 성취와 성과가 개인의 긍정적인 정서적 만족감을 유도하는 강력한 선행 요인임을 실증적으로 증명해 왔다(Locke, 1976; Bhattacherjee, 2001). 기대일치모델(ECM)을 정보시스템 활용 환경에 적용한 연구들에 따르면, 신기술 활용을 통해 인지된 유용성(Perceived Usefulness)이나 실질적인 직무 유효성이 높게 나타날수록 이용자가 최종적으로 형성하는 시스템 만족도가 유의하게 향상된다(Bhattacherjee, 2001). 또한, DeLone & McLean(2003)은 시스템 품질과 정보 품질 및 서비스 품질이 사용자의 만족과 성과에 영향을 미치는 구조적 관계를 정보시스템 성공모형(IS Success Model)을 통해 제시하였다. 이들은 정보시스템 활용을 통해 형성된 개인 수준의 성과 향상이 사용자의 시스템 평가 및 만족과 밀접하게 연결된다고 설명하였다. 이러한 관점에서 생성형 AI 역시 조직 내 업무 수행을 지원하는 정보시스템의 하나로 볼 수 있으며, 생성형 AI 활용을 통한 업무 성과 향상은 사용자의 만족도 형성에 중요한 영향을 미칠 수 있다.

생성형 AI를 업무에 도입한 최신 실증 연구들 역시 실무자가 AI 도구를 활용함으로써 느끼는 업무 생산성 증대와 시간 단축, 최종 결과물의 품질 개선 등의 가시적인 '업무 성과'가 수반될 때 기술 활용에 대한 주체적 '만족도'가 비로소 확보됨을 보고하고 있다(Dwivedi et al., 2023; 정세현, 2025). 즉,

IT 분야 종사자가 업무 과정에서 프롬프트를 구성하고 코드를 생성하거나 데이터를 검증하는 과정에서 실질적인 성과 향상을 직접 체감할수록, 기술 결정을 긍정적으로 평가하고 기대치에 부합하는 전반적인 만족 상태에 도달하게 된다. 따라서 본 연구에서는 생성형 AI의 도구적·이용자적 특성 및 UTAUT 요인들에 의해 도출된 직무상의 '업무 성과'가 최종 종속변수인 '만족도'를 직접적으로 견인하는 핵심적인 메커니즘을 형성한다고 가정하고, 이들 간의 인과 관계 및 조절 기전을 실증적으로 규명하고자 한다.

제 5 절 숙련도 및 직무의 조절효과에 관한 선행연구 고찰

1) 숙련도(직무 경력 수준)의 조절 기전 및 선행연구

기술 수용 및 인사조직 연구에서 구성원의 숙련도(Skill Level)나 직무 경력(Tenure)은 새로운 혁신 기술을 수용하고 이를 실제 직무 성과로 전환하는 과정에서 개인의 인지적 자원과 행동 패턴을 결정짓는 핵심적인 조절 변인으로 다루어져 왔다(Venkatesh et al., 2003). 전통적인 정보기술 환경에서는 경력이 많고 숙련도가 높은 구성원일수록 축적된 지식 기반(Knowledge Base)을 바탕으로 신기술을 더 빠르고 유연하게 업무에 내재화하여 높은 성과를 도출하는 경향이 지배적이었다.

그러나 거대언어모델(LLM) 기반의 생성형 AI 도입은 기존의 전형적인 숙련도 효과와는 상이한, 이른바 ‘기술 고정형 조절 기전’ 혹은 ‘역진적 성과 개선 효과’를 보인다는 독특한 특성이 최신 실증 연구들을 통해 보고되고 있다(Brynjolfsson et al., 2024). Brynjolfsson et al.(2024)은 기업 실무 환경에서 생성형 AI 비서(Conversational Assistant) 도입에 따른 생산성 변화를 추적한 연구를 통해, 생성형 AI의 성과 개선 효과가 이용자의 기존 숙련도 수준에 따라 현저하게 다르게 나타남을 증명하였다. 해당 연구에 따르면, 경력이 짧고 숙련도가 낮은 하위 구성원(Less experienced and lower-skilled workers)의 경우 생성형 AI가 제공하는 프롬프트 가이드와 지식 보조를 흡수하여 업무 속도와 산출물의 품질을 각각 14% 이상 획기적으로 향상시키는 반면, 이

미 독립적인 직무 노하우를 확보한 고숙련 구성원(Most experienced and highest-skilled workers)은 AI 도구를 활용하더라도 속도 면에서 미미한 이점만을 얻거나 오히려 산출물 품질이 일시적으로 정체되는 경향을 보였다.
이는 생성형 AI가 고숙련자의 머릿속에 체화되어 있던 암묵지(Tacit Knowledge)를 형식지(Explicit Knowledge)의 형태로 추출하여 조직 전체에 빠르게 분배하는 역할을 수행하기 때문이다(Brynjolfsson et al., 2024; 진회승 외, 2023). 또한, Dell'Acqua et al.(2023)은 컨설턴트를 대상으로 생성형 AI 활용 효과를 분석한 현장 실험 연구에서 생성형 AI가 전반적인 업무 생산성과 품질 향상에 긍정적인 영향을 미치지만, 그 효과가 모든 업무와 사용자에게 동일하게 나타나는 것은 아님을 확인하였다. 특히 생성형 AI의 활용 효과는 사용자의 전문성 수준과 수행 업무의 특성에 따라 차이가 발생할 수 있으며, 이는 생성형 AI 도입 환경에서 개인의 숙련도와 직무 특성을 고려할 필요가 있음을 시사한다. 결과적으로 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도로 이어지는 경로에서, 구성원의 숙련도는 관계의 방향성과 크기를 약화시키거나 강화하는 중요한 조절 변수로 작용하게 된다. 따라서 본 연구에서는 이러한 논거를 IT 종사자의 직무 경력 단계(초급, 중급, 고급, 특급)에 투영하여, 생성형 AI가 업무 성과를 매개로 만족도에 미치는 영향력이 저숙련 그룹과 고숙련 그룹 간에 통계적으로 유의미한 차이를 보이는지 실증적으로 규명하고자 한다.

2) 담당 직무(개발 중심 및 비개발 중심)의 조절 기전 및 선행연구

지식 기반 사회에서 개별 구성원이 담당하는 직무의 특성(Job Role)은 업무 프로세스의 정형화 정도와 기술 의존도를 결정짓는 결정적 맥락 변수이다(오계택 외, 2021). IT 산업 내 구성원들은 직무 유형에 따라 생성형 AI와 상호작용하는 목적과 방식, 그리고 도구가 제공하는 가치 사슬상의 위치가 완전히 차별화된다(진회승 외, 2024).

우선 개발 직무(기획, 연구, SW 개발, 시스템 운영 등)는 코드 생성, 자동완성, 디버깅, 코드 리뷰, 알고리즘 초안 아키텍처 설계 등 생성형 AI의 '구현

및 시험'적 효용을 직접적으로 수혜받는 집단이다(진회승 외, 2024). 소스코드 작성과 같은 개발 직무의 핵심 과업은 텍스트 및 토큰 기반의 규칙성이 명확하여 생성형 AI가 도출하는 결과물의 유효성이 가시적이고 즉각적이다. 따라서 개발 직무 종사자들은 AI 활용에 따른 성과 향상을 매우 직관적으로 지각하며, 이는 강력한 직무 만족으로 연결될 가능성이 높다.

반면 비개발 중심 직무(인프라 관리, 보안, 품질 보증, 경영지원, 기타 IT 서비스 지원 등)는 상대적으로 고도의 보안 규정을 준수해야 하거나, 비정형화된 인간 중심의 커뮤니케이션 및 인프라 물리 자원의 통제 능력을 요구하는 경우가 많다(오계택 외, 2021; 진회승 외, 2024). 비개발 직무에서 생성형 AI는 주로 메일 작성, 보고서 요약, 단순 정보 탐색 등 범용적 문서 작업 보조에 국한되어 활용되므로, 개발 직무에 비해 기술 도입이 핵심 과업 성과를 근본적으로 개선하는 폭이 제한적일 수 있다.

이러한 직무적 맥락의 차이는 생성형 AI 활용을 통해 인지된 업무 성과가 최종 만족도로 전이되는 메커니즘을 조절하는 주요 기전이 된다. 즉, 과업의 특성이 기술의 산출물과 높은 밀착도를 가질수록(개발 직무), 성과 증가에 따른 전반적인 만족도의 상승 탄력성이 더욱 가파르게 나타날 것이다. 이에 본 연구는 IT 종사자의 직무 유형을 '개발 중심 직무'와 '비개발 중심 직무'로 범주화하여, 두 집단 간의 경로 계수 차이를 다집단 분석(Multi-group Analysis)을 통해 실증적으로 검증하고자 한다.

제 3 장 연구모형 및 가설설정

제 1 절 연구모형

본 연구는 IT 분야 종사자의 생성형 AI 도구 활용 맥락에서 기술적·인적 요인이 업무 성과 및 만족도에 미치는 영향 관계를 규명하고자 한다. 이를 위해 통합기술수용이론(UTAUT), 기술 경험 품질 및 이용자 역량 관련 선행연구를 바탕으로 생성형 AI 활용 요인을 구성하였다. 본 연구에서는 이를 생성형 AI 도구 특성과 이용자 특성 및 UTAUT 요인으로 구분하였다.

먼저 생성형 AI 도구 특성은 사용자가 생성형 AI 활용 과정에서 경험하는 도구 경험 품질(Tool Experience Quality)로 구성하였다. 기존 정보시스템에서는 시스템 품질, 정보 품질과 서비스 품질 같은 기술적 특성이 사용자 만족과 성과에 영향을 미치는 주요 요인으로 연구되어 왔다. 그러나 생성형 AI는 기존 정보시스템과 달리 사용자와의 지속적인 상호작용을 통해 결과물을 생성하며, 사용자의 요구와 업무 맥락에 따라 활용 경험이 달라진다는 특징을 가진다. 따라서 본 연구에서는 생성형 AI의 개인화, 상호작용성, 맥락인지, 업무지원성 및 결과 품질과 같은 특성을 사용자가 실제 활용 과정에서 경험하는 종합적인 품질 수준으로 보고 도구 경험 품질을 연구 변수로 설정하였다.

이용자 특성은 AI 리터러시(AI Literacy)와 개인혁신성(Personal Innovativeness)으로 구성하였다. 생성형 AI는 동일한 시스템을 사용하더라도 사용자의 질문 방식, 결과 해석 능력 및 활용 전략에 따라 산출물의 가치가 달라질 수 있다. 따라서 단순한 기술 접근성보다 사용자가 AI의 원리와 한계를 이해하고 결과를 적절히 활용할 수 있는 역량이 중요하다. 이에 본 연구에서는 생성형 AI 활용 효과를 결정하는 이용자 역량 요인으로 AI 리터러시를 선정하였다. 또한 새로운 정보기술 환경에서는 사용자가 새로운 기술을 얼마나 적극적으로 탐색하고 활용하려는지가 기술 활용 수준에 영향을 미칠 수 있으므로, 정보기술 수용 연구에서 개인 차이를 설명하는 주요 요인으로 제시되어 온 개인혁신성을 이용자 특성 변수로 포함하였다.

영향 요인은 UTAUT 이론을 기반으로 성과 기대(Performance Expectancy), 노력 기대(Effort Expectancy), 사회적 영향(Social Influence) 및 촉진 조건(Facilitating Conditions)으로 구성하였다. UTAUT는 새로운 정보기술의 수용과 활용 행동을 설명하기 위한 대표적인 이론으로, 다양한 기술 환경에서 그 설명력이 검증되어 왔다. 생성형 AI 역시 조직 내 새로운 정보기술이라는 점에서 사용자가 인식하는 업무 향상 가능성, 사용 용이성, 주변 환경의 영향 및 지원 체계가 활용 효과 형성에 중요한 영향을 미칠 것으로 판단하였다. 이에 본 연구에서는 기존 기술수용 관점을 생성형 AI 업무 활용 환경으로 확장하기 위하여 UTAUT의 핵심 요인을 연구 변수로 설정하였다.

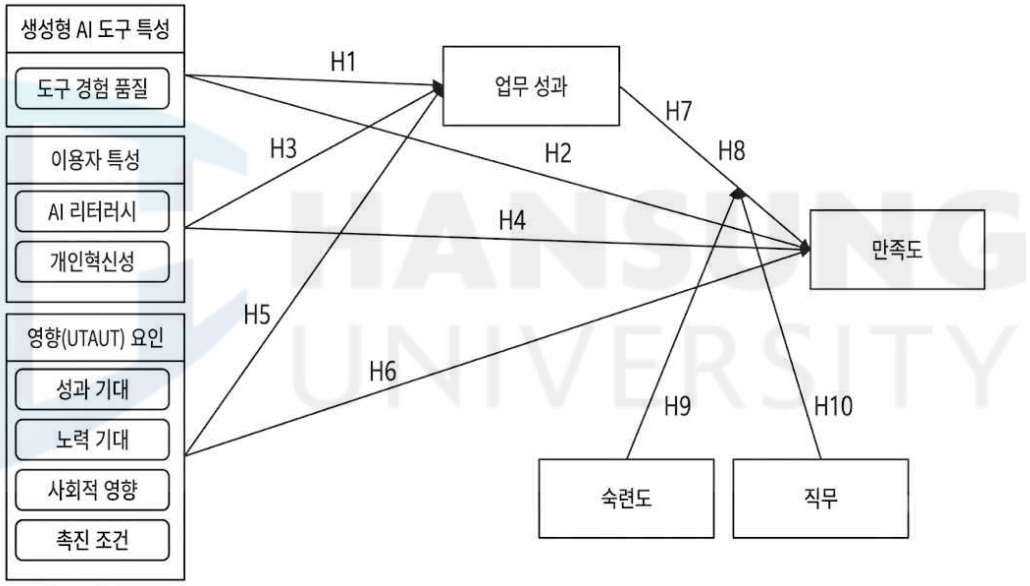
종속변수는 업무 성과(Job Performance)와 만족도(Satisfaction)로 설정하였다. 기존 생성형 AI 및 정보기술 관련 연구는 주로 사용의도나 지속사용의도를 중심으로 이루어졌으나, 기업 환경에서 중요한 것은 기술을 사용할 의향뿐 아니라 실제 업무 수행 과정에서 어떠한 성과와 긍정적 경험을 제공하는가이다. 따라서 본 연구에서는 생성형 AI 활용 결과를 보다 실질적으로 평가하기 위해 업무 효율성 향상 및 생산성 증대 수준을 의미하는 업무 성과와 생성형 AI 활용 경험에 대한 전반적인 긍정적 평가 수준인 만족도를 결과 변수로 설정하였다.

또한 본 연구에서는 업무 성과가 생성형 AI 활용 관련 요인과 만족도 간 관계를 설명하는 과정적 요인으로 작용할 것으로 판단하여 매개변수로 설정하였다. 생성형 AI 활용 과정에서 사용자가 인식하는 도구 특성, 개인 역량 및 기술수용 요인은 만족도에 직접적으로 영향을 줄 수도 있지만, 실제 업무 개선 효과를 경험한 이후 만족으로 이어질 가능성이 존재한다. 따라서 생성형 AI 활용 요인이 만족도로 연결되는 과정을 보다 구체적으로 설명하기 위해 업무 성과의 매개효과를 검증하고자 하였다.

아울러 생성형 AI 활용 효과가 사용자의 직무 경험 수준과 수행 업무 특성에 따라 차이가 발생할 수 있다는 점을 고려하여 직무 숙련도와 담당 직무를 조절변수로 설정하였다. 생성형 AI는 사용자의 업무 경험, 전문성 및 활용 목적에 따라 동일한 도구에서도 서로 다른 성과를 만들어낼 수 있다. 특히 IT 분야는 개발, 운영, 인프라, 보안 등 다양한 직무 영역으로 구성되어 있으며

각 직무별 생성형 AI 활용 방식과 효과가 다를 가능성이 존재한다. 이에 본 연구에서는 직무 경력 수준을 나타내는 숙련도(초급/중급/고급/특급)와 담당 직무 유형이 업무 성과와 만족도 간 관계를 변화시키는 조건 요인으로 작용하는지를 확인하고자 하였다. 담당 직무는 생성형 AI 활용 특성과 업무 유사성을 기준으로 개발 중심 직무(기획, 연구, SW 개발, 시스템 운영)와 비개발 중심 직무(인프라 관리, 보안, 품질보증, 경영지원 및 기타 IT 서비스 지원)로 구분하였다.

이와 같은 내용을 기반으로 본 연구의 연구모형을 [그림 3-1]과 같이 구성하였다.



[그림 3-1] 연구모형

제 2 절 연구가설설정

본 연구는 생성형 AI를 활용하는 IT 분야 종사자를 대상으로, 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 규명하고자 한다. 이를 위해 제2장에서 검토한 이론적 논의와 선행연구를 바탕으로 생성형 AI 도구특성, 이용자 특성, UTAUT 기반 영향 요인, 업무 성과와 만족

도 간의 관계, 업무 성과의 매개효과, 그리고 담당 직무와 숙련도의 조절효과에 관한 연구가설을 설정하였다.

1) 생성형 AI 도구특성과 업무 성과 및 만족도

생성형 AI는 기존 정보시스템과 달리 사용자의 요구를 이해하고, 자연어 기반의 상호작용을 통해 정보 탐색, 문서 작성, 코드 생성, 문제 해결 등 다양한 업무 활동을 지원한다. 따라서 생성형 AI 환경에서는 단순한 시스템 사용 여부보다 사용자가 도구를 활용하는 과정에서 경험하는 품질적 요소가 중요한 영향 요인으로 작용할 수 있다.

정보시스템 성공모형을 제시한 DeLone & McLean(2003)은 사용자의 만족과 시스템 활용 성과에 영향을 미치는 핵심 요인으로 시스템 품질과 정보 품질 및 서비스 품질을 제시하였다. 이는 정보시스템이 제공하는 기능적 우수성과 사용자 경험 수준이 높을수록 사용자가 해당 시스템을 효과적으로 활용하고, 결과적으로 업무적 성과를 높일 수 있음을 의미한다. 생성형 AI 역시 하나의 지능형 정보시스템으로 볼 수 있으며, AI가 제공하는 응답 품질, 사용 편의성, 상호작용 경험 등은 사용자의 업무 수행 과정과 결과에 영향을 미칠 수 있다.

최근 생성형 AI 관련 연구에서도 이러한 관계가 확인되고 있다. 김성희(2024)는 생성형 AI의 기술적 특성을 개인화, 상호작용성, 맥락인지 등으로 구분하고 이러한 기술적 특성이 사용자의 생성형 AI 수용과 활용에 중요한 영향을 미친다고 제시하였다. 또한 정세현(2025)은 과학기술 분야 연구자를 대상으로 한 연구에서 생성형 AI 도구의 특성이 사용자의 인식과 활용 의도 형성에 중요한 요인임을 확인하였다. 이는 생성형 AI가 제공하는 도구적 경험의 품질이 높을수록 사용자가 업무 과정에서 AI를 보다 효과적으로 활용할 가능성이 높아진다는 것을 의미한다.

또한 생성형 AI 활용이 실제 업무 성과 향상으로 연결될 수 있다는 실증적 근거도 제시되고 있다. Noy & Zhang(2023)은 전문직 종사자를 대상으로 한 실험 연구에서 ChatGPT 활용이 업무 수행 시간을 감소시키고 결과물의

품질을 향상시켜 생산성을 높이는 효과가 있음을 확인하였다. 이는 생성형 AI 도구가 단순한 정보 제공 수단을 넘어 업무 효율성과 성과 향상을 지원하는 업무 보조 도구로 기능할 수 있음을 보여준다.

한편, 생성형 AI 도구 경험 품질은 사용자의 만족도에도 영향을 미칠 수 있다. Dwivedi et al.(2023)은 Chat GPT나 기타 생성형 AI 기술이 조직과 개인의 업무 방식을 변화시키고 생산성 및 사용자 경험 향상에 기여할 가능성이 있다고 설명하였다. 사용자가 생성형 AI를 통해 업무 수행 과정에서 긍정적인 경험을 얻고 기대하는 결과를 달성할 경우, 해당 기술 활용에 대한 전반적인 만족도 역시 향상될 수 있다.

따라서 본 연구에서는 생성형 AI의 응답 품질, 업무 적합성, 활용 과정에서의 긍정적 경험을 포괄하는 개념으로 도구 경험 품질을 정의하고, 도구 경험 품질이 높을수록 IT 종사자의 업무 성과와 만족도가 향상될 것으로 판단하여 다음과 같은 가설을 설정하였다.

가설 H1: 도구 경험 품질은 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H2: 도구 경험 품질은 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

2) 이용자 특성과 업무 성과 및 만족도

생성형 AI와 같은 지능형 정보기술 환경에서는 기술 자체의 특성뿐만 아니라 이를 활용하는 이용자의 역량과 태도가 기술 활용 효과를 결정하는 중요한 요인으로 작용한다. 특히 생성형 AI는 사용자의 질문 구성, 결과 해석, 정보 평가 및 활용 방식에 따라 산출물의 품질과 업무 적용 효과가 달라질 수 있기 때문에 이용자가 보유한 AI 관련 역량과 새로운 기술을 수용하려는 개인적 성향이 중요한 의미를 가진다.

본 연구에서는 생성형 AI 활용에 영향을 미치는 주요 이용자 특성으로 AI 리터러시(AI Literacy)와 개인혁신성(Personal Innovativeness)을 설정하였다. AI 리터러시는 AI 기술을 이해하고, 효과적으로 활용하며, AI가 제공하는 결과를 평가하고 비판적으로 판단할 수 있는 능력을 의미한다. Long &

Magerko(2020)는 AI 기술을 비판적으로 평가하고, AI와 효과적으로 의사소통 및 협업하며, 다양한 환경에서 AI를 도구로 활용할 수 있도록 하는 개인의 역량을 AI 리터러시로 정의하였다. 또한 Ng et al.(2021)은 AI 리터러시를 AI에 대한 이해(Know & Understand), 활용 및 적용(Use & Apply), 평가 및 창출(Evaluate & Create), 윤리적 고려(AI Ethics)의 복합적 역량으로 제시하면서, AI 시대의 업무 및 사회 환경에서 요구되는 핵심 역량임을 강조하였다.

Laupichler et al.(2022) 역시 AI가 교육, 의료, 마케팅 등 다양한 전문 영역으로 확산됨에 따라 AI 전문가뿐만 아니라 일반 사용자도 AI 시스템을 이해하고 효과적으로 상호작용할 수 있는 기본적인 AI 리터러시가 필요하다고 주장하였다. 특히 AI 리터러시는 단순한 기술 지식이 아니라 AI 결과를 이해하고 활용하며 비판적으로 판단하는 능력을 포함하기 때문에 AI 기반 업무 환경에서 중요한 개인 역량으로 볼 수 있다.

Carolus et al.(2023)은 Meta AI Literacy Scale(MAILS)을 개발하면서 AI 리터러시를 AI 활용(Use & Apply AI), AI 이해(Know & Understand AI), AI 인식(Detect AI), AI 윤리(AI Ethics) 등으로 구성되는 다차원적 역량으로 제시하였다. 또한 AI 리터러시가 높은 개인은 AI가 적용된 업무 환경에서 AI와 효과적으로 협업하고 변화하는 기술 환경에 보다 원활하게 적응할 가능성이 높다고 설명하였다.

생성형 AI 환경에서도 AI 리터러시의 중요성은 확인되고 있다. 김성희(2024)는 생성형 AI 사용자를 대상으로 한 연구에서 AI 리터러시가 사용자가 AI를 유용하고 쉽게 활용한다고 인식하는 데 영향을 미치는 주요 사용자 요인임을 확인하였다. 이는 AI 리터러시가 높은 사용자가 생성형 AI의 기능과 결과물을 보다 효과적으로 활용하고 업무 과정에서 긍정적인 경험을 형성할 가능성이 높음을 의미한다. 또한 이철승(2023)은 AI 챗봇 발전 환경에서 AI 기술의 이해와 책임 있는 활용 능력인 AI 리터러시 확보가 필요하며, AI 리터러시를 통한 AI 활용은 사용자의 만족감을 향상시킬 수 있다고 설명하였다.

따라서 생성형 AI를 업무에 활용하는 IT 종사자의 경우 AI 리터러시 수준

이 높을수록 AI 기능을 효과적으로 활용하고, 생성된 정보를 업무 목적에 맞게 평가·적용함으로써 업무 수행 과정의 효율성과 결과 품질을 향상시킬 수 있을 것으로 예상된다. 또한 AI 활용 과정에서 긍정적인 경험과 가치 인식이 증가하여 업무 및 AI 활용에 대한 만족도 역시 향상될 것으로 판단된다.

한편 개인혁신성은 새로운 정보기술을 적극적으로 탐색하고 수용하려는 개인의 성향을 의미한다. Agarwal & Prasad(1998)는 새로운 정보기술을 다른 사람보다 먼저 시도하려는 개인의 의지를 정보기술 분야에서의 개인혁신성(Personal Innovativeness in Information Technology)으로 정의하고, 이러한 성향이 새로운 기술의 수용과 활용 행동을 설명하는 중요한 개인 특성임을 제시하였다.

개인혁신성이 높은 사용자는 새로운 기술에 대한 불확실성이 존재하더라도 이를 적극적으로 탐색하려는 경향을 가진다. 또한 기술의 유용성을 빠르게 인식하고 실제 활용으로 연결할 가능성이 높다. 따라서 생성형 AI와 같은 혁신 기술 환경에서도 개인혁신성이 높은 이용자는 AI 도구의 다양한 기능을 탐색하고 업무 상황에 적용하려는 행동을 보일 가능성이 높다. 이러한 적극적인 기술 활용 태도는 업무 수행 방식의 개선, 문제 해결 능력 향상 및 생산성 증가로 이어질 수 있다. 실제로 정세현(2025)은 생성형 AI 도구 이용 의도 연구에서 개인혁신성이 생성형 AI 도구 수용에 중요한 역할을 한다고 보았으며, 김성희(2024)도 생성형 AI 사용의도와 관련하여 혁신성이 밀접한 관계를 가진다고 정리하였다. 이는 개인혁신성이 높은 이용자일수록 생성형 AI를 적극적으로 활용하고, 그 활용 수준이 실제 업무 성과 향상으로 연결될 가능성이 높다는 점을 뒷받침한다.

또한 개인혁신성이 높은 사용자는 새로운 기술 활용 과정에서 긍정적인 경험을 축적하고, 기술 활용을 통한 성취감과 유용성을 높게 인식할 가능성이 있다. 이에 따라 생성형 AI 활용 과정에서 개인혁신성은 업무 성과뿐 아니라 사용자가 경험하는 만족도에도 긍정적인 영향을 미칠 것으로 예상된다.

따라서 본 연구에서는 생성형 AI 활용 환경에서 이용자의 AI 리터러시와 개인혁신성이 업무 성과와 만족도를 향상시키는 주요 이용자 특성 요인으로 작용할 것으로 판단하고 다음과 같은 연구가설을 설정하였다.

가설 H3-1: AI 리터러시는 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H3-2: 개인혁신성은 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H4-1: AI 리터러시는 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H4-2: 개인혁신성은 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

3) UTAUT 기반 영향 요인과 업무 성과 및 만족도

통합기술수용이론(Unified Theory of Acceptance and Use of Technology: UTAUT)은 정보기술 수용과 활용 행동을 설명하기 위해 제시된 대표적인 이론이다. Venkatesh et al.(2003)은 기존의 기술수용모델, 계획행동이론, 혁신확산이론, 사회인지이론 등 주요 기술수용 관련 이론들을 통합하여 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건을 기술 수용 및 활용의 핵심 요인으로 제시하였다. UTAUT에 따르면 사용자는 새로운 정보기술이 자신의 업무 수행에 도움이 된다고 인식할수록, 사용이 쉽다고 느낄수록, 주변의 기대와 조직 내 분위기가 기술 사용을 지지한다고 인식할수록, 그리고 기술 활용을 위한 제도적·기술적 지원이 충분하다고 판단할수록 해당 기술을 적극적으로 수용하고 활용할 가능성이 높다.

생성형 AI는 기존 정보시스템과 달리 사용자의 요구에 따라 텍스트 생성, 문서 요약, 정보 탐색, 코드 작성, 아이디어 도출 등 다양한 업무를 지원할 수 있는 지능형 도구이다. 따라서 생성형 AI 활용 환경에서도 사용자가 AI를 통해 업무 수행의 효율성과 효과성이 높아질 것이라고 인식하는 정도, 사용 과정에서 요구되는 노력의 수준, 조직이나 동료의 영향, 그리고 활용을 지원하는 조직적·기술적 조건은 업무 성과와 만족도 형성에 중요한 영향을 미칠 수 있다.

성과 기대는 특정 기술을 사용함으로써 업무 수행 성과가 향상될 것이라고 믿는 정도를 의미한다. 생성형 AI 활용 맥락에서 성과 기대는 생성형 AI가 업무 효율성, 생산성, 문제 해결 능력 및 결과물의 품질 향상에 도움이 될 것이라는 인식으로 이해할 수 있다. Dwivedi et al.(2023)은 ChatGPT를 비

롯한 생성형 AI가 다양한 산업과 조직 활동에서 생산성 향상과 업무 방식 변화의 가능성을 제공한다고 설명하였다. 또한 정세현(2025)은 과학기술 분야 연구자를 대상으로 생성형 AI 도구 이용 의도에의 영향 요인을 분석하면서, 생성형 AI 활용 과정에서 성과 기대가 중요한 기술수용 요인으로 작용할 수 있음을 제시하였다. 따라서 IT 종사자가 생성형 AI 활용을 통해 업무 수행 결과가 향상될 것이라고 인식할수록 실제 업무 성과와 만족도 역시 높아질 것으로 예상된다.

노력 기대는 특정 기술의 사용 방법이 쉽고 편리하다고 인식하는 정도를 의미한다. 생성형 AI는 자연어 기반 인터페이스를 통해 사용자가 비교적 쉽게 질문하고 결과를 얻을 수 있다는 특징을 가진다. 사용자가 생성형 AI를 사용하는 데 큰 어려움을 느끼지 않고, 필요한 결과를 쉽게 도출할 수 있다고 인식할수록 업무 과정에서 AI 활용 빈도와 활용 효과가 높아질 가능성이 있다. 유우새(2023)는 AI 뉴스추천 서비스 이용자를 대상으로 한 연구에서 기술수용모델을 기반으로 서비스 특성이 지각된 유용성과 사용 용이성 등을 통해 지속적 사용 의도에 영향을 미칠 수 있음을 제시하였다. 이러한 논리를 생성형 AI 업무 활용 환경에 적용하면, 사용자가 생성형 AI를 쉽게 활용할 수 있다고 인식할수록 업무 수행 과정의 부담이 감소하고, 결과적으로 업무 성과와 만족도에 긍정적인 영향을 미칠 것으로 볼 수 있다.

사회적 영향은 주변 사람이나 조직이 특정 기술을 사용해야 한다고 인식하게 만드는 정도를 의미한다. 조직 내에서 생성형 AI 활용이 긍정적으로 평가되고, 동료나 상사, 조직 분위기가 AI 활용을 지지하는 경우 사용자는 해당 기술을 더 적극적으로 활용할 가능성이 높다. 특히 IT 분야는 새로운 기술의 도입과 확산이 빠르게 이루어지는 영역이므로, 조직 내 기술 활용 문화와 동료 집단의 영향은 생성형 AI 활용 태도와 업무 적용 수준에 중요한 영향을 미칠 수 있다. 정세현(2025)의 연구에서도 UTAUT 요인이 생성형 AI 도구 이용 의도를 설명하는 주요 요인으로 활용되었으며, 이는 사회적 영향이 생성형 AI 수용과 활용에 영향을 미칠 수 있음을 뒷받침한다.

촉진 조건은 사용자가 특정 기술을 활용하는 데 필요한 조직적·기술적 지원이 충분하다고 인식하는 정도를 의미한다. 생성형 AI를 업무에 효과적으로

활용하기 위해서는 단순히 개인의 사용 의지만으로는 충분하지 않으며, AI 도구에 대한 접근성, 사용 가이드, 교육, 보안 정책, 조직의 지원체계 등이 함께 마련될 필요가 있다. 김성희(2024)는 생성형 AI가 도서관 업무와 서비스 품질 향상에 활용되기 위해서는 기술적 특성뿐 아니라 사용자의 특성과 활용 환경을 함께 고려할 필요가 있음을 제시하였다. 따라서 생성형 AI 활용을 위한 촉진 조건이 충분할수록 IT 종사자는 생성형 AI를 업무에 안정적으로 적용할 수 있으며, 이는 업무 성과와 만족도 향상으로 이어질 가능성이 있다.

이와 같은 선행연구를 종합하면, UTAUT의 핵심 요인인 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건은 생성형 AI 활용 환경에서도 IT 종사자의 업무 성과와 만족도에 영향을 미칠 수 있는 주요 요인으로 볼 수 있다. 이에 본 연구에서는 생성형 AI 활용에 대한 UTAUT 기반 영향 요인이 업무 성과와 만족도에 긍정적인 영향을 줄 것으로 판단하여 다음과 같이 연구가설을 설정하였다.

가설 H5-1: 성과 기대는 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H5-2: 노력 기대는 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H5-3: 사회적 영향은 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H5-4: 촉진 조건은 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H6-1: 성과 기대는 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H6-2: 노력 기대는 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H6-3: 사회적 영향은 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
가설 H6-4: 촉진 조건은 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

4) 업무 성과와 만족도의 관계

업무 성과는 개인이 수행하는 업무 과정에서 목표 달성 정도, 업무 효율성 향상 및 결과 품질 개선 등을 나타내는 개념으로, 조직 구성원이 사용하는 정보기술의 효과를 평가하는 중요한 결과 변수이다. 특히 생성형 AI와 같은 지능형 정보기술 환경에서는 사용자가 AI를 활용하여 업무 수행 방식 개선, 생

산성 향상 및 문제 해결 능력 증가를 경험하는 것이 이후 기술 활용에 대한 긍정적 평가와 만족 형성에 영향을 미칠 수 있다.

정보기술 활용 연구에서는 기술 활용을 통한 성과 경험이 사용자의 만족 형성에 중요한 역할을 한다고 설명하고 있다. Davis(1989)는 기술수용모델(TAM : Technology Acceptance Model)을 통해 사용자가 특정 정보기술이 자신의 업무 수행 능력을 향상시킨다고 인식할 경우 해당 기술에 대한 긍정적인 태도와 수용 행동으로 이어질 수 있음을 제시하였다. 즉 정보기술 사용 과정에서 경험하는 업무적 유용성은 사용자의 평가와 만족 형성의 중요한 선행 요인으로 볼 수 있다.

또한 DeLone & McLean(2003)는 정보시스템 성공모형(Information Systems Success Model)을 통하여 정보시스템의 활용 결과로 발생하는 순수 이익(Net Benefits)이 사용자 만족(User Satisfaction)과 밀접하게 관련됨을 제시하였다. 이는 사용자가 정보시스템 활용을 통해 업무 개선 효과를 경험할 경우 해당 시스템에 대한 만족도가 향상될 수 있음을 의미한다.

생성형 AI 환경에서도 이러한 관계가 확인되고 있다. Dwivedi et al.(2023)은 ChatGPT와 같은 생성형 AI 기술이 다양한 산업과 조직 업무 환경에서 생산성 향상과 업무 방식 변화를 가져올 가능성이 있다고 설명하였다. 또한 Dell'Acqua et al.(2023)은 전문직 업무 수행 과정에서 생성형 AI 활용이 업무 처리 속도와 결과 품질 향상에 기여할 수 있음을 실증적으로 확인하였다. 이는 생성형 AI 활용을 통해 사용자가 높은 업무 성과를 경험할 경우, 생성형 AI 활용 및 업무 환경에 대한 만족 수준 역시 향상될 수 있음을 의미한다.

따라서 본 연구에서는 IT 종사자가 생성형 AI 활용을 통해 업무 효율성 향상, 업무 품질 개선 및 성과 증가를 경험할수록 업무와 생성형 AI 활용에 대한 만족도가 높아질 것으로 판단하여 다음과 같은 가설을 설정하였다.

가설 H7: 업무 성과는 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

5) 업무 성과의 매개효과

생성형 AI 활용 환경에서 도구 특성, 이용자 특성 및 기술수용 요인은 직접적으로 만족도에 영향을 줄 수도 있지만, 실제 업무 수행 과정에서 발생하는 성과 경험을 통해 만족도로 연결될 가능성이 있다. 즉 생성형 AI에 대한 긍정적인 인식과 활용 역량은 업무 효율성 및 결과 개선이라는 성과를 창출하고, 이러한 성과 경험이 최종적으로 만족도를 형성하는 과정으로 설명할 수 있다.

DeLone과 McLean(2003)의 모형에서는 시스템 품질, 정보 품질 및 서비스 품질이 사용과 이용자 만족에 영향을 미치고, 이들이 다시 순수 이익(개인 및 조직 성과)에 영향을 주는 구조를 제시하지만, 동시에 실제 성과 경험이 만족에 피드백되는 루프가 존재함을 시사한다. 이러한 관점에서 생성형 AI의 도구 경험 품질 및 활용 관련 요인이 만족도로 이어지는 과정에서도 업무 성과가 중요한 매개 역할을 수행할 수 있다.

또한 Davis(1989)의 기술수용모델에서도 사용자가 기술을 통해 업무 수행 효과를 경험하는 과정이 기술에 대한 긍정적인 태도와 수용으로 이어진다고 설명하였다. 이는 생성형 AI 활용 요인이 단순한 인식 수준에 머무르는 것이 아니라 실제 업무 개선 효과를 통해 만족 형성으로 연결될 수 있음을 의미한다.

생성형 AI 관련 연구에서도 이러한 관계를 뒷받침하는 결과가 제시되고 있다. 사용자는 시스템을 통해 기대했던 성과를 실제로 달성했을 때 만족을 느끼며, 이러한 만족은 이후 시스템 사용을 지속하게 만드는 동인으로 작용한다. Dell'Acqua et al.(2023)는 디지털 도구를 활용한 업무 맥락에서, 기술 수용 요인이 실제 작업 성과 향상으로 이어지고, 이러한 성과 경험이 사용자의 만족·충성도에 중요한 매개로 기능할 수 있음을 경험적으로 보여주었다고 보고한다. Dwivedi et al.(2023) 역시 ChatGPT가 지식 작업자의 생산성을 증대시키고 업무 부담을 경감시킬 경우, 이러한 성과 경험이 직무 만족과 기술에 대한 전반적 태도에 긍정적으로 작용할 것이라는 관점을 제시한다. 또한 김성희(2024)는 생성형 AI의 기술적 특성과 사용자의 개인적 특성이 생성형

AI 활용에 대한 긍정적 인식과 사용 의도 형성에 영향을 미친다고 제시하였다.

따라서 생성형 AI의 도구 경험 품질, AI 리터러시, 개인혁신성 및 UTAUT 기반 영향 요인은 업무 수행 과정에서 성과 향상을 유도하고, 향상된 업무 성과는 최종적으로 만족도를 증가시키는 매개 경로를 형성할 것으로 예상된다. 이에 본 연구에서는 업무 성과가 생성형 AI 활용 관련 요인과 만족도 간의 관계를 매개할 것으로 판단하여 다음과 같은 가설을 설정하였다.

가설 H8-1: 업무 성과는 도구 경험 품질과 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.

가설 H8-2: 업무 성과는 AI 리터러시와 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.

가설 H8-3: 업무 성과는 개인혁신성과 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.

가설 H8-4: 업무 성과는 성과 기대와 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.

가설 H8-5: 업무 성과는 노력 기대와 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.

가설 H8-6: 업무 성과는 사회적 영향과 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.

가설 H8-7: 업무 성과는 촉진 조건과 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.

6) 담당 직무와 숙련도의 조절효과

생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향은 모든 사용자에게 동일하게 나타나기보다 사용자의 직무 특성과 숙련도에 따라 달라질 수 있다. 특히 IT 분야는 개발, 운영, 인프라, 보안, 품질관리, 기획 및 지원 업무 등 다양한 직무로 구성되어 있으며, 각 직무에서 요구되는 문제 해결 방식과 생

성형 AI 활용 방식에도 차이가 존재한다. 따라서 동일한 업무 성과가 발생하더라도 해당 성과가 만족도로 연결되는 정도는 담당 직무에 따라 다르게 나타날 가능성이 있다.

Dwivedi et al.(2023)은 ChatGPT를 비롯한 생성형 AI가 조직, 산업, 개인 업무 전반에 영향을 미칠 수 있으며, 그 영향은 적용되는 업무 맥락과 직무 특성에 따라 달라질 수 있음을 설명하였다. 이는 생성형 AI가 단일한 방식으로 모든 업무에 동일한 효과를 제공하는 것이 아니라, 업무의 성격과 활용 목적에 따라 서로 다른 결과를 가져올 수 있음을 의미한다. 김성희(2024) 역시 생성형 AI의 기술적 특성과 이용자의 개인적 특성이 생성형 AI 사용의도에 영향을 미친다고 보았으며, 생성형 AI 활용 효과를 이해하기 위해서는 기술 자체뿐 아니라 사용자의 직무 환경과 개인적 특성을 함께 고려할 필요가 있음을 제시하였다.

본 연구에서 담당 직무는 개발 중심 직무와 비개발 중심 직무로 구분하였다. 개발 중심 직무의 경우 생성형 AI를 코드 작성, 오류 해결, 기술 문서 작성, 시스템 설계 보조 등 업무 산출물과 직접 연결되는 방식으로 활용할 가능성이 높다. 반면 비개발 중심 직무는 정보 정리, 보고서 작성, 운영 지원, 품질관리, 보안 검토, 의사소통 지원 등 보다 다양한 보조적 업무 맥락에서 생성형 AI를 활용할 가능성이 있다. 이러한 차이로 인해 업무 성과가 만족도로 전환되는 과정에서 담당 직무의 조절효과가 나타날 수 있다.

숙련도 역시 업무 성과와 만족도 간 관계를 조절할 수 있는 중요한 요인이다. 숙련도가 높은 구성원은 업무 경험과 전문성을 바탕으로 생성형 AI가 제시하는 결과를 비판적으로 검토하고, 자신의 업무 맥락에 맞게 수정·적용할 가능성이 높다. 반면 숙련도가 낮은 구성원은 생성형 AI가 제공하는 결과를 활용하더라도 이를 업무 목적에 적절히 해석하거나 검증하는 데 상대적으로 어려움을 경험할 수 있다. 따라서 업무 성과가 향상되었을 때 이를 만족도로 인식하는 정도는 숙련도 수준에 따라 차이가 발생할 수 있다.

Dell'Acqua et al.(2023)은 사용자의 업무 특성 및 역량 수준에 따라 생성형 AI 활용 효과가 달라질 수 있음을 제시하였다. 이는 생성형 AI가 단순히 업무 수행을 자동화하는 도구라기보다, 사용자의 전문성 및 업무 맥락과 결합

될 때 그 효과가 달라지는 보완적 기술로 이해될 수 있음을 의미한다. 이러한 관점에서 볼 때, 직무 숙련도는 생성형 AI 활용으로 형성된 업무 성과가 만족도로 이어지는 과정에서 중요한 조건 변수로 작용할 수 있다.

따라서 본 연구에서는 업무 성과가 만족도에 미치는 영향이 담당 직무와 숙련도에 따라 달라질 것으로 판단하였다. 이에 다음과 같은 가설을 설정하였다.

가설 H9: 담당 직무는 업무 성과와 만족도 간의 관계를 조절할 것이다.

가설 H10: 숙련도는 업무 성과와 만족도 간의 관계를 조절할 것이다.

제 3 절 변수의 조작적 정의 및 측정

본 연구는 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과 및 만족도에 미치는 영향을 분석하기 위하여 선행연구를 기반으로 주요 변수의 개념을 정의하고 이를 측정 가능한 형태로 조작적 정의하였다. 모든 측정항목은 기존 선행연구에서 검증된 측정도구를 기반으로 본 연구 목적에 맞게 수정·보완하여 사용하였다. 또한 각 측정항목은 리커트(Likert) 5점 척도(1=전혀 그렇지 않다, 5=매우 그렇다)를 사용하여 측정하였다.

독립변수는 도구 경험 품질(Tool Experience Quality), AI 리터러시(AI Literacy), 개인혁신성(Personal Innovativeness), UTAUT 요인(성과기대, 노력기대, 사회적 영향, 촉진조건)을 설정했다. 매개변수는 업무 성과(Job Performance)를 설정하고 종속변수로는 만족도(Satisfaction)를 설정하였다. 마지막으로 조절 효과를 확인하기 위한 조절변수는 숙련도와 직무를 설정하였다. 또한 최초 계획 단계의 직무 분류 체계를 유지할 경우 발생할 수 있는 집단간 표본 불균형 문제를 해소하고, 구조방정식 및 상호작용 분석의 통계적 검증력(Statistical Power)을 확보하기 위하여, 본 연구에서는 IT 직무의 고유 특성 및 AI 결합도를 고려하여 최종적으로 '개발 직무'와 '비개발 직무'의 두 개의 상위 집단으로 재분류하여 분석을 수행하였다.

개발 직무: 소스코드 생성, 자동 완성, 디버깅, 코드 리뷰, 알고리즘 초안 및 아키텍처 설계 등 생성형 AI의 구현 및 시험적 효용을 가장 직접적으로 수혜받는 집단으로, '기획, 연구, SW 개발, 시스템 운영' 직무를 포함한다(진회승 외, 2024).

비개발 직무: 물리적 환경 통제, 정보 보안 거버넌스 수립, 품질 보증(QA), 경영지원 및 기타 IT 서비스 지원 등 비정형적 정책 수립이나 대인 커뮤니케이션이 중심이 되는 과업 집단으로 정의한다(오계택 외, 2021). 통계 분석을 위해 명목척도(더미변수)로 처리하였다.

각 변수의 조작적 정의는 다음 [표 3-1]과 같다.

[표 3-1] 변수의 조작적 정의

구분	변수	조작적 정의	측정항목	문항수	출처
독립	도구 경험 품질	생성형 AI 활용 과정에서 사용자가 인식하는 상호작용성, 결과 품질 및 업무 지원 경험의 전반적인 수준	사용 편의성, 결과 품질, 상호작용 경험	3	김성희(2024) 이진(2024) 정세현(2025) Kasneci et al. (2023) Dwivedi et al. (2023)
	AI 리터러시	생성형 AI의 원리와 특성을 이해하고, 생성 결과를 비판적으로 평가하며 업무 목적에 맞게 활용할 수 있는 역량 수준	AI 이해 능력, 활용 능력, 결과 해석 능력	4	이유미(2021) 윤종현, 윤한성(2024) Long & Magerko(2020) Ng et al.(2021) Laupichler et al.(2022) Carolus et al.(2023)
	개인 혁신성	새로운 정보기술 및 생성형 AI 도구를 자발적으로 탐색하고 적극적으로	기술 수용 적극성, 새로운 기술 탐색 성향	3	박준철, 박세린(2023) 김찬원(2024) 김성희(2024) Agarwal &

		활용하려는 개인의 혁신 성향			Prasad(1998) Rogers(2003) Alotaibi & Alayed(2025)
	성과 기대	생성형 AI 활용이 업무 성과 향상에 도움이 된다고 인식하는 정도	업무 효율 향상, 업무 생산성 향상, 업무 도움 정도	3	Davis(1989) Venkatesh et al.(2003) 정세현(2025)
	노력 기대	생성형 AI를 학습하고 활용하는 과정이 쉽고 명확하며 많은 노력이 필요하지 않다고 인식하는 정도	사용 용이성, 학습 용이성, 사용 편리성	3	Venkatesh et al.(2003) 정태기(2017) 이지은(2017)
	사회적 영향	업무 환경에서 주변 구성원과 조직 분위기가 생성형 AI 활용 필요성 인식에 영향을 미치는 정도	상사 영향, 동료 영향, 조직 분위기	3	Venkatesh et al.(2003) Dwivedi et al.(2023) 김은석, 김영준(2019) 김선미(2023)
	촉진 조건	생성형 AI 활용에 필요한 기술적 인프라, 교육 및 조직적 지원이 제공되는 정도	교육 지원, 시스템 지원, 접근 환경	3	Venkatesh et al.(2003) 김선미(2023)
매개	업무 성과	생성형 AI 활용을 통해 사용자가 인식하는 업무 효율성, 생산성 및 업무 수행 품질 향상 수준	생산성 향상, 업무 효율 향상, 업무 목표 달성	3	Davis(1989) Campbell(1990) Venkatesh et al.(2003) Brynjolfsson et al.(2024) 진회승 외(2024)
종속	만족도	생성형 AI 활용 결과와 경험에 대해	전반적 만족도, 기대 충	3	Bhattacherjee(2001) DeLone &

		사용자가 느끼는 전반적인 만족 및 긍정적 평가 수준	족 수준, 활용 만족도		McLean(2003) Alotaibi & Alayed (2025) 정세현(2025)
조절	숙련도	IT 직무 수행 과정에서 축적된 경험과 전문성 수준	초급 중급 고급 특급	-	산업통상자원부(2024) (초급:3년 미만, 중급:3~6년미만, 고급:6~9년미만, 특급:9년 이상)
	담당 직무	IT 업무 특성에 따른 수행 직무 유형	개발 중심 / 비개발 중심	-	오계택 외(2021) 연구자 재구성
통제	인구통계 특성	응답자의 일반적 특성	성별, 연령, 경력, AI 사용 빈도 등	5	연구자 구성

제 4 절 자료의 수집 및 분석

1) 자료 수집

본 연구의 실증 분석을 위한 자료 수집은 국내 IT 기업 및 유관 부서에 재직 중인 소프트웨어 개발자, 시스템 운영자, 인프라 관리자, 정보 보안 및 기술지원 실무자 등 IT 종사자를 모집단으로 설정하여 수행되었다. 설문조사는 2026년 5월 6일부터 19일까지 온라인 설문 플랫폼을 활용하여 진행되었으며, 표본 추출의 편의성과 배포의 효율성을 고려하여 편의표본추출법(Convenience Sampling)을 적용하였다.

설문 배포 시 응답자들에게 본 조사의 학술적 목적과 익명성 보장, 그리고 생성형 AI 도구(ChatGPT, GitHub Copilot, Claude 등)의 활용 경험이 있는 경우에만 응답하도록 하는 스크리닝 문항을 전면에 배치하여 데이터의 신뢰성을 확보하였다. 총 200부의 설문지가 회수되었으며, 회수된 설문지 중 불성실한 응답이나 일관성이 결여된 결측 데이터가 존재하지 않음을 확인하여 최

종 200부(N=200)를 실증 분석에 유효한 분석 표본으로 활용하였다.

2) 자료 분석

본 연구는 SPSS 22.0과 AMOS 22.0 통계 프로그램을 연구에 활용하여 분석하였다.

첫째, 표본의 일반적 특성 및 데이터의 정확성, 결측치와 이상치, 정규성 등을 확인하기 위하여 기술 통계분석을 실시하였다. 다음으로 데이터의 타당성 및 신뢰성 검정을 하기 위해서 요인 분석과 Cronbach's α의 신뢰성 계수를 이용하였다. 구성 개념들 간의 가설적 관계를 분석하기에 전, 각 측정변수들의 단일 차원성 검정을 위해 확인적 요인분석을 실시하였고, 연구모형 적합도를 검정하기 위하여 측정모형 분석을 실시하였다. 그리고 기본연구 가설 검정과 업무 성과 및 만족도 간의 관계를 검정하기 위하여 구조방정식 모형분석을 실시하였다.

둘째, 도구 경험 품질, AI 리터러시, 개인혁신성, 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 검정하기 위하여 구조방정식 모형분석을 실시하였다. 또한 업무 성과가 만족도에 미치는 영향을 함께 분석하였다.

셋째, 생성형 AI 활용 관련 요인과 만족도 간 관계에서 업무 성과의 매개효과를 검증하기 위하여 Hayes(2018)의 SPSS PROCESS Macro를 활용하였다. 부트스트래핑(Bootstrapping) 방법을 적용하여 간접효과의 유의성을 확인하였으며, 95% 신뢰구간에서 0의 포함 여부를 기준으로 매개효과의 통계적 유의성을 판단하였다.

넷째, 업무 성과와 만족도 간 관계에서 담당 직무와 구성원의 숙련도의 조절효과를 검증하기 위하여 Hayes(2018)의 PROCESS Macro Model 1을 활용하였다. 본 연구에서는 업무 성과가 만족도로 연결되는 과정에서 직무 및 숙련도 수준에 따라 영향력의 차이가 존재하는지를 확인하기 위해 상호작용항을 투입하여 조건부 효과(Conditional Effect)를 분석하였다. 또한 Aiken과 West(1991)가 제안한 단순기울기 검증(Simple Slope Test)을 통해 조절효과

의 방향성을 확인하였다.

다섯째, 담당 직무는 분석의 안정성을 확보하기 위하여 개발 중심 직무와 비개발 중심 직무로 재분류하여 이분형 변수로 처리하였다. 숙련도(Job Skill Level)는 생성형 AI 활용 수준이 아닌 직무 경험 수준을 의미하며, 초급(3년 미만), 중급(3년 이상~6년 미만), 고급(6년 이상~9년 미만), 특급(9년 이상)의 순서형 변수로 측정하여 분석하였다.

마지막으로, 매개효과와 조절효과가 결합된 조건부 간접효과를 추가적으로 확인하기 위해 Hayes(2018)의 PROCESS Macro Model 14를 활용한 조절된 매개효과(Moderated Mediation) 분석을 수행하였다. 이는 기존 연구가설의 검증 목적이 아닌, 업무 성과의 매개 경로가 직무 및 숙련도 조건에 따라 달라지는지를 확인하기 위함이며 이를 통해, 통합적 연계 분석을 실시하였다.

HANSUNG UNIVERSITY

제 4 장 연구 결과

제 1 절 표본의 특성

1) 표본의 일반적인 특성

본 연구의 표본 특성을 살펴보기 위해 빈도분석을 실시한 결과는 [표 4-1]과 같다. 본 연구의 분석 대상자는 IT기업의 생성형 AI를 활용하고 있는 IT 종사자인 직장인을 대상으로 하였다. 응답자의 직무 경력을 살펴보면 초급(3년 미만)은 7명(3.5%), 중급(3~6년 미만)은 28명(14.0%), 고급(6~9년 미만)은 35명(17.5%), 특급(9년 이상)은 130명(65.0%)으로 나타났다. 응답자의 65.0% 비율이 특급(9년 이상) 경력자로 가장 많은 것으로 확인되었다. 담당 직무는 개발직무가 127명(63.5%), 비개발직무가 73명(36.5%)으로 나타나 개발직무의 비율이 높은 것으로 확인되었다. 생성형 AI 업무 활용 빈도는 전혀 없음이 7명(3.5%), 가끔이 18명(9.0%), 보통이 18명(9.0%), 자주가 99명(49.5%), 매우 자주가 58명(29.0%)으로 나타났다. 응답자의 49.5% 비율이 생성형 AI를 자주 활용하는 것으로 분석되었다. 연령의 분포는 20대 이하가 10명(5.0%), 30대가 67명(33.5%), 40대가 98명(49.0%), 50대가 25명(12.5%)으로 나타났으며, 40대의 비율이 가장 높은 것으로 확인되었다. 성별의 분포는 남성이 126명(63.0%), 여성이 74명(37.0%)으로 남성의 비율이 높은 것으로 나타났다.

[표 4-1] 표본의 특성

(N=200)

변수	특성	빈도	비율(%)
2)직무 경력 (숙련도)	초급(3년 미만)	7	3.5
	중급(3-6년 미만)	28	14.0
	고급(6-9년 미만)	35	17.5
	특급(9년 이상)	130	65.0
담당 직무	개발직무	127	63.5
	비개발직무	73	36.5
생성형 AI 업무 활용 빈도	전혀 없음	7	3.5
	가끔	18	9.0
	보통	18	9.0
	자주	99	49.5
	매우 자주	58	29.0
연령	20대 이하	10	5.0
	30대	67	33.5
	40대	98	49.0
	50대	25	12.5
성별	남성	126	63.0
	여성	74	37.0

2) 기술통계분석

본 연구의 표본에 사용된 척도의 정규성 검정을 위한 기술 통계분석을 실시한 결과는 [표 4-2]와 같다.

2) 산업통상자원부. (2024.03.26.). 『엔지니어링 학력·경력 기술자도 특급기술자 된다』. 산업통상자원부 보도자료.

[표 4-2] 기술통계분석 결과

요인	측정문항	평균	표준편차	왜도	첨도
도구 경험 품질	도구 경험 품질1	3.35	1.26	-0.78	-0.55
	도구 경험 품질2	3.38	1.38	-0.78	-0.79
	도구 경험 품질3	3.31	1.33	-0.70	-0.74
AI 리터러시	AI 리터러시1	3.27	1.27	-0.64	-0.79
	AI 리터러시2	3.17	1.34	-0.43	-1.04
	AI 리터러시3	3.41	1.41	-0.64	-0.95
	AI 리터러시4	3.11	1.29	-0.38	-0.94
개인혁신성	개인혁신성1	3.54	1.34	-0.86	-0.42
	개인혁신성2	3.31	1.30	-0.44	-0.79
	개인혁신성3	3.58	1.34	-0.78	-0.45
성과 기대	성과 기대1	3.64	1.23	-1.09	0.22
	성과 기대2	3.72	1.35	-1.08	-0.11
	성과 기대3	3.70	1.33	-1.01	-0.17
노력 기대	노력 기대1	3.71	1.18	-1.14	0.60
	노력 기대2	3.74	1.20	-1.20	0.67
	노력 기대3	3.68	1.15	-1.17	0.75
사회적 영향	사회적 영향1	3.29	1.44	-0.56	-1.09
	사회적 영향2	3.31	1.48	-0.57	-1.14
	사회적 영향3	3.39	1.53	-0.64	-1.15
촉진 조건	촉진 조건1	3.36	1.29	-0.57	-0.67
	촉진 조건2	3.27	1.22	-0.53	-0.70
	촉진 조건3	3.43	1.24	-0.69	-0.41
업무 성과	업무 성과1	3.45	1.35	-0.80	-0.67
	업무 성과2	3.56	1.41	-0.78	-0.76
	업무 성과3	3.47	1.35	-0.73	-0.73
만족도	만족도1	3.55	1.30	-1.01	-0.25
	만족도2	3.46	1.27	-0.87	-0.34
	만족도3	3.50	1.30	-0.97	-0.28

설문 문항은 리커트 5점 척도로 측정하였으며, 결측치는 없는 것으로 확인되었다. 분석한 결과는 표준편차는 모두 3 이하로서 이상치는 없는 것을 확인하였다. 또한 표본의 일반사회과학적 특성의 설문 문항을 제외한 리커트 5점 척도에 대한 설문 항목의 정규성 검정을 하였다. 왜도 및 첨도의 절대값 기준인 3을 적용한 결과 모두 3 이하의 값을 나타내고 있어 정규성을 만족하

였다. 구체적으로 도구 경험 품질의 평균은 3.31~3.38, AI 리터러시는 3.11~3.41, 개인혁신성은 3.31~3.58, 성과 기대는 3.64~3.72, 노력 기대는 3.68~3.74, 사회적 영향은 3.29~3.39, 촉진 조건은 3.27~3.43, 업무 성과는 3.45~3.56, 만족도는 3.46~3.55로 나타났다. 왜도의 범위는 -1.20~-0.38, 첨도의 범위는 -1.15~0.75로 나타나 모든 측정변수는 정규성 기준을 충족하는 것으로 확인되었다.

제 2 절 타당성 및 신뢰성 분석

수집된 표본이 가설 검증 분석에 적용 가능한지를 평가하기 위해 측정도구의 타당성과 신뢰성을 검토하였다. 측정 항목들을 요인화하여 내적 일관성을 검토 후 개념 타당성을 확인하고 타당성과 신뢰성을 검정하였다.

본 연구모형의 구성 개념인 도구 경험 품질, AI 리터러시, 개인혁신성, 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건, 업무 성과 및 만족도에 대하여 측정하는 변수들의 적합도 및 차원성(dimensionality)을 파악하기 위하여 탐색적 요인분석(Exploratory Factor Analysis; EFA)을 실시하였다. 분석 과정 중, 요인을 추출하는 방법으로 정보의 손실을 최소화하고 요인 수를 최적화하기 위하여 주성분 분석(principle component analysis)을 설정하였고, 요인 수의 추출 기준으로 요인의 설명력인 고유값(Eigen-value) 1 이상을 기준으로 설정하였다. 요인 회전 방법은 각 요인의 특성 및 요인 간의 상호 독립성 파악이 가능한 직각 회전(orthogonal rotation)의 베리 맥스(varimax)로 설정하였다(채서일, 2016).

분석 결과는 자료의 적합성과 측정변수들의 차원성을 평가하였다. 측정변수들을 요인 분석에 이용하는데 적합한지를 평가하는 방법으로서는 KMO(Kaiser-Meyer-Olkin) 척도(0.70 이상)로 판단하였으며, 변수들이 상호독립적인지를 평가하는 기준은 구형성 검정(Bartlett's test of sphericity)에 대한 통계적 유의성(p<.05)으로 해석하였다(채서일, 2016). 그리고 차원성의 결정 기준으로서 공통성(communality)은 각 변수의 분산이 추출된 요인으로 설명되는 정도가 0.40 이상이며, 요인 적재량(factor loading)은 변수와 요인 간의 상관

계수가 0.40보다 클 때 유의한 것으로 평가하였다(채서일, 2016). 이러한 과정을 통하여 선정된 변수들을 요인화한 후 측정변수들의 신뢰성을 검토하였다.

신뢰성(reliability) 평가는 요인을 구성하고 있는 측정변수들의 내적 일관성(internal consistency)을 나타내는 Cronbach's α 계수(Cronbach's coefficient alpha)가 .70 이상일 때 신뢰성이 있는 것으로 판단하였다(채서일, 2016). 신뢰성(reliability)이란 유사한 측정도구 혹은 동일한 측정도구를 사용해 같은 개념을 반복 측정했을 때 일관성 있는 결과를 얻은 것을 말하는 것으로 안정성(Stability), 일관성(Consistency), 예측 가능성(Predictability), 정확성(Accuracy), 의존 가능성(Dependability) 등으로 표현될 수 있는 개념이라 하였다(채서일, 2016). 구성요인의 탐색적 요인 분석과 신뢰성 분석 결과는 [표 4-3]과 같다.

제시한 절차에 따라 도구 경험 품질, AI 리터러시, 개인혁신성과 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건, 그리고 업무 성과 및 만족도의 측정변수들에 대한 요인 분석을 실시하였다. 분석 결과는 표본 적합도에 대한 KMO 지수는 .939이며, Bartlett의 구형성 검정은 유의(p<.001)한 것으로 나타나 각 변수들이 요인 분석을 실시하는데 적합한 것을 확인하였다.

요인 분석과정에서 모든 측정변수가 공통성과 요인 적재량을 충족하는 것으로 나타나 제거된 변수는 없었다. 따라서 각 측정변수별 채택된 문항을 살펴보면, AI 리터러시 4개 문항, 노력 기대 3개 문항, 성과 기대 3개 문항, 사회적 영향 3개 문항, 촉진 조건 3개 문항, 업무 성과 3개 문항, 도구 경험 품질 3개 문항, 개인혁신성 3개 문항, 만족도 3개 문항이다. 9개의 측정요인에 대하여 설명된 총 분산은 88.787%로 나타났으며, 요인 적재 값은 .526~.864 사이로 분포하였다.

요인 분석 후 해당 요인을 설명하는 측정변수들의 내적 일관성의 확인을 위해 신뢰성 분석을 실시하였다. 그 결과, AI 리터러시는 α=.954, 노력 기대는 α=.923, 성과 기대는 α=.939, 사회적 영향은 α=.946, 촉진 조건은 α=.928, 업무 성과는 α=.938, 도구 경험 품질은 α=.933, 개인혁신성은 α=.915, 만족도는 α=.933으로 나타나 측정변수들 간에 내적 일관성이 있는 것으

로 확인되었다.

[표 4-3] 구성요인의 탐색적 요인 분석 및 신뢰성 분석 결과

구성개념	구성요소								
	AI 리터러시	노력 기대	성과 기대	사회적 영향	촉진 조건	업무 성과	도구 경험 품질	개인 혁신성	만족도
AI 리터러시1	.833	.097	.121	.120	.194	.153	.203	.124	.136
AI 리터러시4	.820	.103	.193	.168	.185	.121	.220	.200	.074
AI 리터러시3	.802	.130	.172	.149	.219	.192	.182	.202	.175
AI 리터러시2	.797	.127	.171	.142	.255	.193	.111	.223	.128
노력 기대2	.065	.864	.116	.128	.144	.240	.127	.130	.050
노력 기대3	.123	.852	.097	.168	.055	.182	.077	.231	.071
노력 기대1	.145	.849	.166	.137	.037	.110	.130	.155	.117
성과 기대2	.156	.168	.824	.195	.174	.169	.182	.152	.160
성과 기대3	.203	.142	.818	.229	.218	.153	.149	.129	.134
성과 기대1	.246	.151	.757	.230	.202	.160	.230	.162	.096
사회적 영향1	.209	.154	.188	.808	.157	.212	.172	.187	.093
사회적 영향2	.155	.174	.224	.804	.206	.187	.205	.114	.173
사회적 영향3	.166	.225	.262	.787	.164	.182	.186	.146	.169
촉진 조건1	.255	.019	.149	.162	.807	.151	.244	.178	.134
촉진 조건2	.270	.111	.192	.198	.805	.092	.170	.166	.107
촉진 조건3	.293	.159	.277	.155	.749	.131	.124	.177	.187
업무 성과1	.182	.209	.164	.190	.140	.803	.212	.155	.138
업무 성과3	.192	.242	.142	.265	.124	.790	.207	.111	.154
업무 성과2	.253	.240	.196	.140	.116	.766	.197	.212	.152
도구 경험 품질1	.247	.115	.203	.208	.188	.228	.783	.158	.070
도구 경험 품질3	.232	.158	.187	.199	.186	.196	.770	.188	.160
도구 경험 품질2	.236	.167	.201	.181	.201	.215	.762	.181	.170
개인혁신성2	.213	.234	.044	.141	.166	.162	.177	.817	.016
개인혁신성3	.226	.259	.196	.152	.173	.050	.101	.799	.083
개인혁신성1	.219	.119	.206	.125	.156	.246	.200	.778	.186
만족도3	.286	.166	.231	.286	.230	.284	.222	.165	.660
만족도1	.305	.138	.247	.257	.296	.289	.260	.129	.645
만족도2	.331	.245	.307	.276	.324	.258	.184	.198	.526
KMO=.939, Bartlett's χ^2=6038.249(p<.001)									
Eigen value 값	3.862	2.928	2.866	2.825	2.769	2.766	2.639	2.635	1.572
설명된 분산(%)	13.794	10.457	10.234	10.088	9.888	9.878	9.424	9.411	5.614
누적된 분산(%)	13.794	24.251	34.485	44.573	54.461	64.338	73.762	83.173	88.787
Cronbach's α	.954	.923	.939	.946	.928	.938	.933	.915	.933

제 3 절 확인적 요인분석

탐색적 요인 분석과 신뢰성 분석에 의해 추출된 요인 및 측정변수들의 타당성(validity)을 검증을 위해 확인적 요인 분석(CFA : Confirmatory Factor Analysis)을 실시하였다. 확인적 요인 분석은 잠재변수와 관측변수 간의 관계 및 잠재변수 간의 관계를 검증하는 것으로 특히, 확인적 요인분석은 관측변수와 잠재변수 간의 요인 부하량을 측정할 수 있고, 모델의 전반적인 적합도를 평가 할 수 있기 때문에 구성개념 타당성(Construt Validity)을 측정하는데 유용하게 사용되고 있다(우종필, 2012).

모델 적합도를 통하여 연구모델의 채택 여부를 결정하므로 모델 적합도는 가설의 유의성 검정만큼 중요한 요소이다. 모델 적합도는 실제 표본 데이터로부터 얻은 공분산 행렬(S)과 이론적 연구모형으로부터 추정된 공분산 행렬(Σ)의 차이($S-\Sigma$)를 의미한다. 이 차이가 작다면 높은 모델 적합도를 나타내며, 이 차이가 크다면 낮은 모델 적합도를 나타나게 된다(우종필, 2012). 모형을 검정하는 적합도 평가는 절대 적합 지수(Absolute Fit Index), 증분 적합 지수(Incremental Fit Index), 간명 적합 지수(Parsimonious Fit Index)를 이용한다.

절대 적합 지수(Absolute Fit Index)는 수집한 대상 표본 데이터의 공분산 행렬과 선행 연구의 이론을 바탕으로 연구모형 모델의 공분산 행렬이 얼마나 적합한지를 나타내기 때문에 다른 모델과 비교하지 않는 것이 특징이다. 절대 적합 지수에는 x^2 (CMIN), Normed x^2 (CMIN/DF), RMR, CFI, AGFI 등이 있다. 증분 적합 지수(Incremental Fit Index)는 연구모형 모델이 영 모델(Null Model)보다 얼마나 더 잘 측정되었는가를 나타내는 지수이다. 증분 적합 지수에는 NFI, RFI, IFI, TLI, CFI 등이 있다. 간명 적합 지수(Parsimonious Fit Index)는 연구모형 모델의 복잡한 정도를 고려한 상태에서 경쟁 모델 중 최고의 모델에 대한 정보를 제공한다. 모델 간 비교를 하기 때문에 하나의 모델을 측정할 때보다는 두 개 이상의 모델 중 어느 모델이 더 적합한지를 비교할 때 매우 유용하다(우종필, 2012). 주요 모델 적합도 지수와 적합도에

대한 판단 기준은 [표 4-4]와 같다.

[표 4-4] 주요 모델 적합도 지수와 판단 기준

적합도 지수	일반적 수용 기준	본 연구 적용 기준
χ^2	p>.05 양호	
CMIN/DF	3 이하 우수	3 이하
RMR	.05 이하 우수	.05 이하
GFI	.9 이상 우수	.9 이상
AGFI	.9 이상 우수 .8 이상 어느 정도 우수	.8 이상
NFI	.9 이상 우수	.9 이상
TLI	.9 이상 우수	.9 이상
CFI	.9 이상 우수	.9 이상
RMSEA	.05 이하 우수 .08 이하 어느 정도 우수 .1 이하 보통 수준 .1 이상 수용 불가	.08 이하

출처: 우종필(2012)

제 4 절 측정모형 분석

1) 측정모형 분석

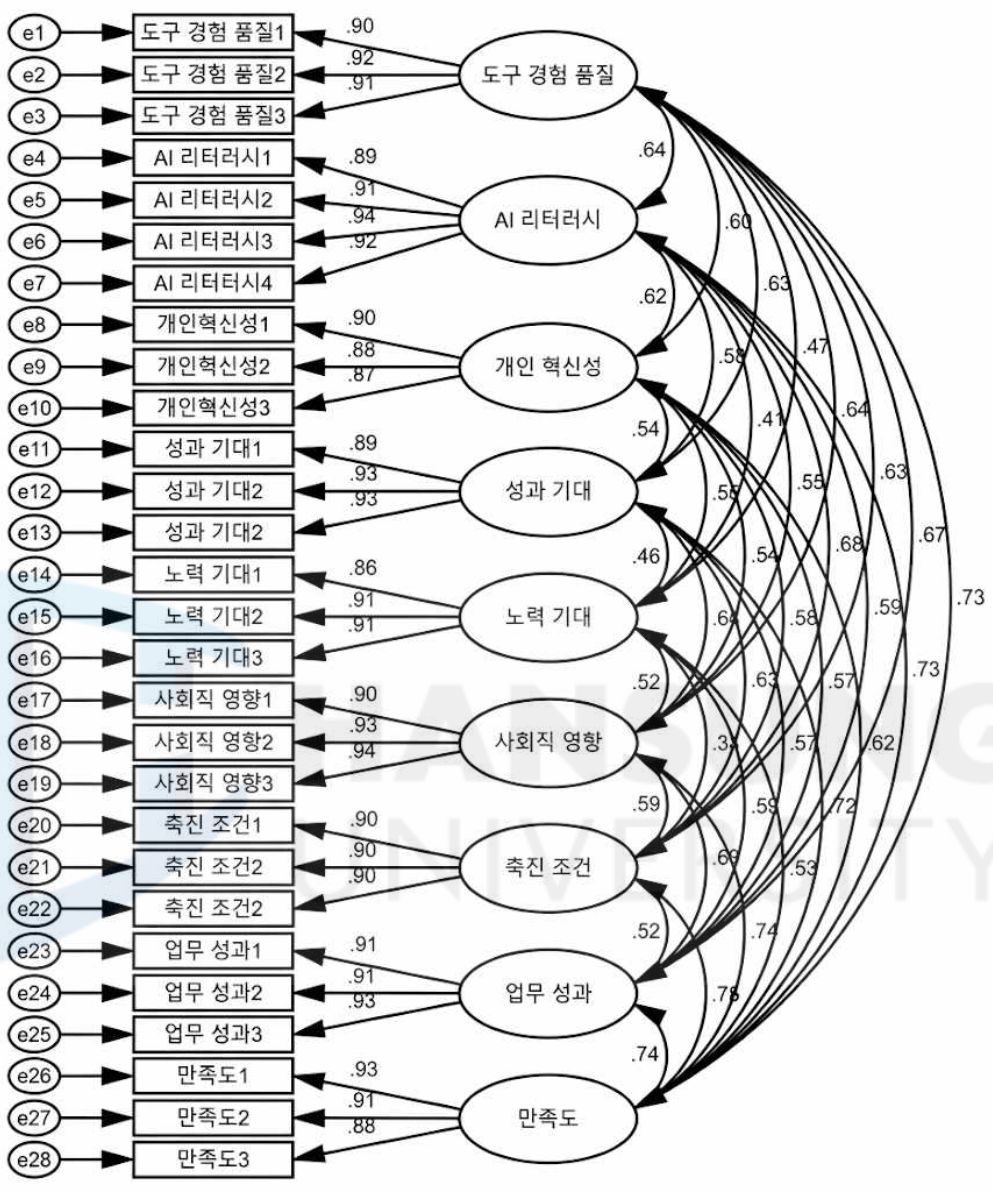
앞선 분석 결과는 구성 개념들의 측정도구가 신뢰성과 타당성을 확보하고 있음을 보여준다. 신뢰성은 Cronbach's α를 통해 어렵지 않게 검증할 수 있으며, 타당성은 탐색적 요인 분석이나 확인적 요인 분석을 통해 검증하고, 특히, 확인적 요인 분석은 관측변수와 잠재변수 간의 요인 부하량을 측정할 수 있어서 모델의 전반적인 적합도를 평가할 수 있기 때문에 구성 개념 타당성(construct validity)을 측정하는데 유용하게 사용되고 있다(우종필, 2012). 또한, 확인적 요인분석을 위한 본 연구의 측정모형은 [그림 4-1]과 같다.

[표 4-5] 측정모형 분석 결과

구성 개념	측정변수	요인 적재치	표준화된 요인 적재치	SE	t값	p값	CR (구성 개념 신뢰도)	AVE (분산 추출)	SMC
도구 경험 품질	도구 경험 품질1	1	.898				.891	.732	.806
	도구 경험 품질2	1.118	.921	.055	20.202	***			.848
	도구 경험 품질3	1.065	.906	.054	19.539	***			.822
AI 리터러시	AI 리터러시1	1	.887				.923	.750	.787
	AI 리터러시2	1.085	.914	.054	19.982	***			.835
	AI 리터러시3	1.178	.943	.054	21.621	***			.890
	AI 리터러시4	1.045	.916	.052	20.117	***			.840
개인 혁신성	개인혁신성1	1	.901				.860	.672	.811
	개인혁신성2	.946	.878	.054	17.478	***			.771
	개인혁신성3	.964	.872	.056	17.264	***			.761
성과 기대	성과 기대1	1	.889				.905	.760	.790
	성과 기대2	1.140	.925	.056	20.244	***			.856
	성과 기대3	1.135	.934	.055	20.651	***			.872
노력 기대	노력 기대1	1	.863				.898	.745	.745
	노력 기대2	1.081	.914	.061	17.674	***			.836
	노력 기대3	1.027	.908	.059	17.507	***			.825
사회적 영향	사회적 영향1	1	.895				.891	.732	.802
	사회적 영향2	1.070	.934	.050	21.395	***			.872
	사회적 영향3	1.117	.944	.051	21.922	***			.890
촉진 조건	촉진 조건1	1	.902				.893	.736	.814
	촉진 조건2	.947	.900	.049	19.165	***			.809
	촉진 조건3	.962	.903	.050	19.303	***			.815
업무 성과	업무 성과1	1	.907				.890	.729	.823
	업무 성과2	1.047	.908	.052	20.264	***			.825
	업무 성과3	1.020	.925	.048	21.164	***			.856
만족도	만족도1	1	.926				.894	.738	.857
	만족도2	.961	.914	.044	21.963	***			.836
	만족도3	.954	.882	.048	19.933	***			.779

χ^2=433.387, df=314, CMIN/DF=1.380, RMR=.050, GFI=.868, AGFI=.830, NFI=.932, TLI=.976, CFI=.980, RMSEA=.044

*** $p<.001$



[그림 4-1] 측정모형 모델분석

측정모형 분석 결과 모든 측정변수의 요인 적재치와 적합도 지수가 [표 4-6]과 같이 기준치를 충족하는 것으로 나타나 별도의 문항 제거 및 모형 수정 없이 최종 측정모형을 확정하였다.

[표 4-6] 측정모형 적합도 분석 결과

구성 개념	문항 수	χ^2	df	p	CMIN/DF	RMR	GFI	AGFI	NFI	IFI	TLI	CFI	RMSEA
적합도 기준				〉.05	〈3.0	〈.05	〉.90	〉.80	〉.90	〉.90	〉.90	〉.90	〈.08
측정 모형	28	433.387	314	.000	1.380	.050	.868	.830	.932	.980	.976	.980	.044
판단					적합	적합	부적합	적합	적합	적합	적합	적합	적합

2) 판별 타당성 분석

잠재변수들 간의 차별성을 판단하는 판별 타당성은 두 개의 잠재변수들 간에 각각의 평균분산추출지수(AVE)와 상관계수를 제곱한 값을 비교하는 방법으로서, 평균분산추출지수(AVE)가 상관계수를 제곱한 값보다 클 경우 판별 타당성이 있다고 해석된다(우종필, 2012; 송지준, 2014). 이 때 모든 변수들 간 검정하기가 쉽지 않기 때문에 보통 변수 간 상관도가 가장 큰 쌍을 기준으로 검정한다(송지준, 2014).

본 연구에서 사용한 잠재변수들 간의 판별 타당성을 검증한 결과는 [표 4-7]과 같으며, 변수 간 상관이 가장 높은 0.699(업무 성과↔만족도)를 선택하여 검정하였다. 두 잠재변수 간의 상관계수를 제곱한 값은 0.489(0.699 × 0.699)로 나타났으며, 이는 가장 낮은 평균분산추출지수인 개인혁신성(AVE=.672) 보다 낮게 나타났다. 따라서 모든 쌍의 상관계수 제곱 값이 각 구성 개념의 평균분산추출지수(AVE)보다 작게 나타나 판별 타당성을 확보하였다고 판단하였다.

[표 4-7] 판별 타당성 분석 결과

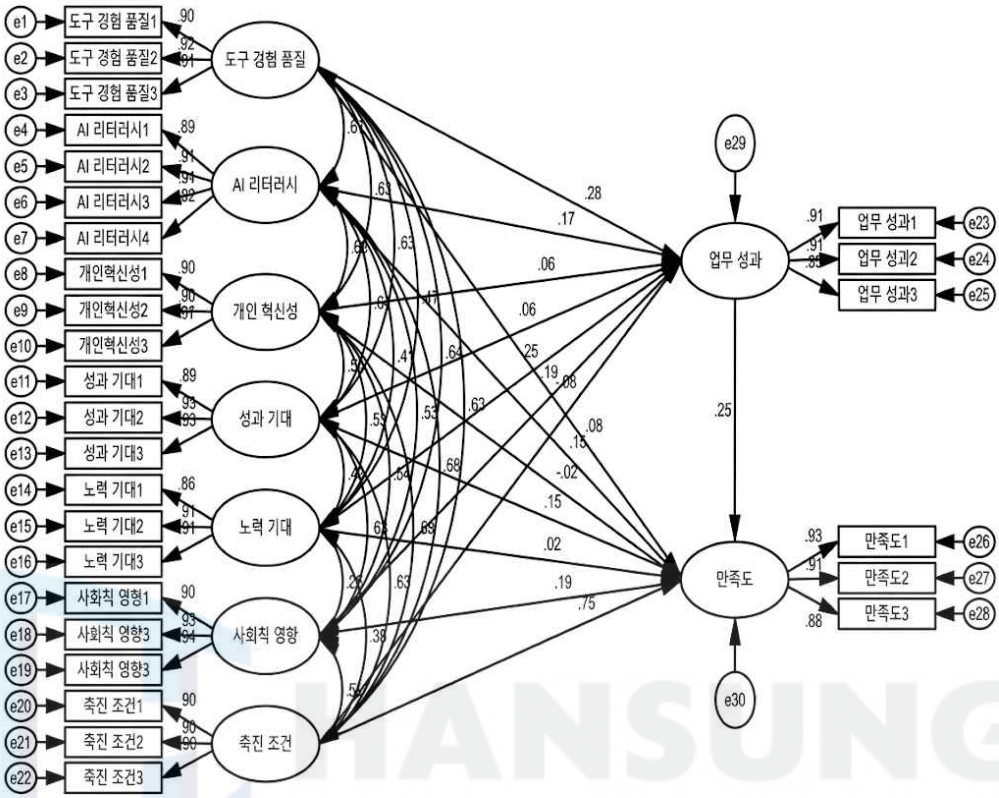
구성개념	도구 경험 품질	AI 리터러시	개인 혁신성	성과 기대	노력 기대	사회적 영향	촉진 조건	업무 성과	만족도
도구 경험 품질	.732								
AI 리터러시	.608***	.750							
개인혁신성	.551***	.575***	.672						
성과 기대	.595***	.554***	.506***	.760					
노력 기대	.439***	.388***	.511***	.441***	.745				
사회적 영향	.600***	.525***	.504***	.623***	.484***	.732			
촉진 조건	.590***	.642***	.537***	.593***	.354***	.554***	.736		
업무 성과	.625***	.560***	.529***	.546***	.548***	.595***	.490***	.729	
만족도	.680***	.691***	.570***	.682***	.497***	.697***	.697***	.699***	.738

*대각선 값은 AVE 값이고 비대각선 값은 상관계수 값을 나타냄.
***$p<.001$

제 5 절 연구모형 분석

1) 연구모형 분석

측정 모델의 적합도, 판별 타당성이 모두 확보되었으므로, 연구가설을 검증하기 위하여 연구모형의 적합도를 확인하였다. 본 연구에서 사용한 연구모형 [그림 4-2]와 같다.



[그림 4-2] 연구모형

연구모형의 적합도를 분석한 결과는 [표 4-8]과 같이 x^2 =433.387, df=314, p<.001, CMIN/DF=1.380, RMR=0.050, GFI=0.868, AGFI=0.830, NFI=0.932, IFI=0.980, TLI=0.976, CFI=0.980, RMSEA=0.044로 나타났다. GFI는 기준치인 0.9에 다소 미치지 못하였으나, AGFI, NFI, IFI, TLI, CFI 및 RMSEA 등의 적합도 지수는 기준치를 충족하는 것으로 나타나 전반적인 연구모형은 적합한 것으로 확인되었다.

[표 4-8] 연구모형 적합도 분석 결과

적합도	측정치	판단기준	판단
x^2 검정	433.387		
df	314		
p	.000	.5 이상	
CMIN/DF	1.380	3 이하	적합
RMR	.050	.05 이하	적합
GFI	.868	.9 이상	부적합
AGFI	.830	.8 이상	적합
NFI	.932	.9 이상	적합
IFI	.980	.9 이상	적합
TLI	.976	.9 이상	적합
CFI	.980	.9 이상	적합
RMSEA	.044	.08 이하	적합

출처 : 우종필(2012)

2) 연구모형 연구가설 검정

본 연구에서 설정한 연구가설(H1~H6-4)의 채택 및 기각 여부를 결정하는 통계적 판정 임계치는 사회과학 및 공학 연구의 표준 기준인 유의수준 p = .05 (신뢰수준 95%), t값 〉 1.96, 그리고 표준화 계수 β 〉 0 (정(+)의 영향 관계)을 기준으로 삼았다. 분석 결과, 경로계수가 양수(β 〉 0)이면서 t값이 임계치인 1.96을 초과하고 유의확률이 p 〈 .05를 만족하는 가설은 채택으로 판정하였으며, 이를 충족하지 못하는 가설은 통계적으로 유의하지 않은 것

으로 보고 기각으로 판정하였다.

연구모형의 적합도가 적합하여 본 연구의 경로 분석을 통한 가설 검증 결과는 [표 4-9]와 같다. 본 연구의 경로 분석을 통한 가설 검증 결과는 다음과 같다.

첫째, 도구 경험 품질이 업무 성과에 긍정적인 영향을 미칠 것이다(가설 H1)에 대한 연구모형 분석 결과는 표준화 계수는 0.276(p=0.001), t값=3.253으로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다. 그러나 도구 경험 품질이 만족도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다

둘째, 도구 경험 품질이 만족도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다(가설 H2)에 대한 연구모형 분석 결과는 표준화 계수는 0.078(p=0.242), t값=1.171로 통계적인 유의한 영향을 나타내지 않아 기각한다.

셋째, AI 리터러시와 개인혁신성이 업무 성과에 긍정적인 영향을 미칠 것이다(가설 H3)에 대한 연구모형 분석 결과는 가설 H3-1인 AI 리터러시와 업무 성과 간의 표준화 계수는 0.169(p=0.040), t값=2.058로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다. 반면 가설 H3-2인 개인혁신성과 업무 성과 간의 표준화 계수는 0.057(p=0.480), t값=0.707로 통계적인 유의한 영향을 나타내지 않아 기각한다.

넷째, AI 리터러시와 개인혁신성이 만족도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다(가설 H4)에 대한 연구모형 분석 결과는 가설 H4-1인 AI 리터러시와 만족도 간의 표준화 계수는 0.180(p=0.004), t값=2.851로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다. 반면 가설 H4-2인 개인혁신성과 만족도 간의 표준화 계수는 -0.019(p=0.752), t값=-0.316으로 통계적인 유의한 영향을 나타내지 않아 기각한다.

다섯째, 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건이 업무 성과에 긍정적인 영향을 미칠 것이다(가설 H5)에 대한 연구모형 분석 결과는 가설 H5-2인 노력 기대와 업무 성과 간의 표준화 계수는 0.252(p<.001), t값=3.674로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다. 가설 H5-3인 사회적 영향과 업무 성과 간의 표준화 계수는 0.190(p=0.018), t값=2.371로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다. 반면 가설 H5-1인 성과

기대와 업무 성과 간의 표준화 계수는 0.059(p=0.463), t값=0.735로 통계적인 유의한 영향을 나타내지 않아 기각하고, 가설 H5-4인 촉진 조건과 업무 성과 간의 표준화 계수는 -0.046(p=0.586), t값=-0.544로 통계적인 유의한 영향을 나타내지 않아 기각한다.

여섯째, 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건이 만족도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다(가설 H6)에 대한 연구모형 분석 결과는 가설 H6-1인 성과 기대와 만족도 간의 표준화 계수는 0.146(p=0.017), t값=2.393으로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다. 가설 H6-3인 사회적 영향과 만족도 간의 표준화 계수는 0.187(p=0.003), t값=3.015로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다. 가설 H6-4인 촉진 조건과 만족도 간의 표준화 계수는 0.247(p<.001), t값=3.788로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다. 반면 가설 H6-2인 노력 기대와 만족도 간의 표준화 계수는 0.022(p=0.681), t값=0.411로 통계적인 유의한 영향을 나타내지 않아 기각한다.

일곱째, 업무 성과가 만족도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다(가설 H7)에 대한 연구모형 분석 결과는 표준화 계수는 0.253(p<.001), t값=3.896으로 통계적인 유의한 영향관계를 나타내므로 채택하였다.

마지막으로 구조모형의 설명력을 확인하기 위해 AMOS에서 제시하는 다중상관자승(Squared Multiple Correlations, SMC)을 확인하였다. 분석 결과 업무 성과의 설명력은 59.6%, 만족도의 설명력은 80.6%로 나타났다. 이는 본 연구에서 설정한 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과와 만족도를 설명하는 데 적절한 수준의 설명력을 가지고 있음을 의미한다.

[표 4-9] 경로 분석을 통한 가설 검정 결과

가설	경로	표준화 계수	비표준화 계수	t값	p값	SMC	채택 여부
H1	도구 경험 품질→업무 성과	.276	.298	3.253	.001	.596	채택
H2	도구 경험 품질→만족도	.078	.083	1.171	.242	.806	기각
H3-1	AI 리터러시→업무 성과	.169	.184	2.058	.040	.596	채택
H3-2	개인혁신성→업무 성과	.057	.058	.707	.480	.596	기각
H4-1	AI 리터러시→만족도	.180	.193	2.851	.004	.806	채택
H4-2	개인혁신성→만족도	-.019	-.019	-.316	.752	.806	기각
H5-1	성과 기대→업무 성과	.059	.066	.735	.463	.596	기각
H5-2	노력 기대→업무 성과	.252	.304	3.674	***	.596	채택
H5-3	사회적 영향→업무 성과	.190	.181	2.371	.018	.596	채택
H5-4	촉진 조건→업무 성과	-.046	-.049	-.544	.586	.596	기각
H6-1	성과 기대→만족도	.146	.162	2.393	.017	.806	채택
H6-2	노력 기대→만족도	.022	.026	.411	.681	.806	기각
H6-3	사회적 영향→만족도	.187	.175	3.015	.003	.806	채택
H6-4	촉진 조건→만족도	.247	.256	3.788	***	.806	채택
H7	업무 성과→만족도	.253	.249	3.896	***	.806	채택

$***p<.001$

3) 매개효과 분석

본 연구에서 매개효과를 통계적으로 검정하기 위하여 AMOS의 부트스트래핑 방법(Bootstrapping method)을 이용하여 분석을 실시하였다(우종필, 2012). 구조방정식 모델에서는 총 효과, 직접효과 및 간접효과의 크기(표준화 계수)에 대하여 보여주기 때문에 간접효과에 대한 통계적 유의성을 확인하기 위해서는 추가적으로 Bootstrap을 활용해야 한다(최창호, 2018). 매개효과를

검정한 결과는 [표 4-10]과 같다.

[표 4-10] 매개효과 분석 결과

가설	경로	직접효과		간접효과		총효과	
		β	p	β	p	β	p
H8-1	도구 경험 품질 → 만족도	.078	.336	.070	.012	.147	.111
H8-2	AI 리터러시 → 만족도	.180	.116	.043	.062	.223	.032
H8-3	개인혁신성 → 만족도	-.019	.801	.014	.596	-.005	.929
H8-4	성과 기대 → 만족도	.146	.047	.015	.399	.161	.055
H8-5	노력 기대 → 만족도	.022	.715	.064	.010	.086	.124
H8-6	사회적 영향 → 만족도	.187	.020	.048	.060	.235	.016
H8-7	촉진 조건 → 만족도	.247	.009	-.012	.473	.235	.022

본 연구에서는 업무 성과의 매개효과 검정을 위하여 간접효과(Indirect Effect)의 통계적 유의성을 기준으로 매개효과 여부를 판단하였다. 구체적으로 독립변수가 업무 성과를 거쳐 만족도에 미치는 경로의 간접효과가 통계적으로 유의한지 확인하였으며, 유의수준 .05(p<.05)를 기준으로 매개효과 여부를 판정하였다.

첫째, 도구 경험 품질은 만족도 간의 경로에서 직접효과(경로계수=0.078, p=0.336), 간접효과(경로계수=0.070, p=0.012), 총 효과(경로계수=0.147, p=0.111) 분석 결과, 간접효과는 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 이는 도구 경험 품질이 업무 성과를 매개로 만족도에 간접적인 영향을 미치는 것이 확인되었다.

둘째, AI 리터러시는 만족도 간의 경로에서 직접효과(경로계수=0.180, p=0.116), 간접효과(경로계수=0.043, p=0.062), 총 효과(경로계수=0.223, p=0.032) 분석 결과, 직접효과와 간접효과 모두 통계적으로 유의하지 않는 것으로

나타났다. 이는 AI 리터러시가 만족도에 직·간접적인 영향을 미치지 않는 것을 확인하였다.

셋째, 개인혁신성은 만족도 간의 경로에서 직접효과(경로계수=-0.019, p=0.801), 간접효과(경로계수=0.014, p=0.596), 총 효과(경로계수=-0.005, p=0.929) 분석 결과, 직접효과와 간접효과 모두 통계적으로 유의하지 않는 것으로 나타났다. 이는 개인혁신성이 만족도에 직·간접적인 영향을 미치지 않는 것을 확인하였다.

넷째, 성과 기대는 만족도 간의 경로에서 직접효과(경로계수=0.146, p=0.047), 간접효과(경로계수=0.015, p=0.399), 총 효과(경로계수=0.161, p=0.055) 분석 결과, 직접효과는 통계적으로 유의한 것으로 나타났으나 간접효과는 통계적으로 유의하지 않는 것으로 나타났다. 이는 성과 기대가 만족도에 직접적인 영향을 미치는 것을 확인할 수 있으며, 업무 성과를 통한 간접효과는 없는 것으로 확인하였다.

다섯째, 노력 기대는 만족도 간의 경로에서 직접효과(경로계수=0.022, p=0.715), 간접효과(경로계수=0.064, p=0.010), 총 효과(경로계수=0.086, p=0.124) 분석 결과, 간접효과는 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 이는 노력 기대가 업무 성과를 매개로 만족도에 간접적인 영향을 미치는 것을 확인하였다.

여섯째, 사회적 영향은 만족도 간의 경로에서 직접효과(경로계수=0.187, p=0.020), 간접효과(경로계수=0.048, p=0.060), 총 효과(경로계수=0.235, p=0.016) 분석 결과, 직접효과는 통계적으로 유의한 것으로 나타났으나 간접효과는 통계적으로 유의하지 않는 것으로 나타났다. 이는 사회적 영향이 만족도에 직접적인 영향을 미치는 것을 확인할 수 있으며, 업무 성과를 통한 간접효과는 없는 것으로 확인하였다.

일곱째, 촉진 조건은 만족도 간의 경로에서 직접효과(경로계수=0.247, p=0.009), 간접효과(경로계수=-0.012, p=0.473), 총 효과(경로계수=0.235, p=0.022) 분석 결과, 직접효과는 통계적으로 유의한 것으로 나타났으나 간접효과는 통계적으로 유의하지 않는 것으로 나타났다. 이는 촉진 조건이 만족도에 직접적인 영향을 미치는 것을 확인할 수 있으며, 업무 성과를 통한 간접효과

는 없는 것으로 확인하였다.

따라서 생성형 AI 활용 관련 요인과 만족도 간의 관계에서 업무 성과의 매개효과를 검정한 결과, 도구 경험 품질과 노력 기대의 간접효과가 통계적으로 유의한 것으로 나타나 업무 성과의 매개효과를 확인하였으며, 가설 H8-1과 H8-5는 채택하였고, 가설 H8-2, H8-3, H8-4, H8-6, H8-7은 기각하였다.

4) 단순 조절효과 분석

본 연구에서는 업무 성과가 만족도에 미치는 영향 관계에서 담당 직무와 숙련도의 조절효과를 검증하기 위하여 SPSS PROCESS MACRO Model 1을 활용하여 분석하였다. 일반적으로 구조방정식 모형에서 조절효과를 검증하기 위하여 다중집단분석(Multi-group analysis)을 활용할 수 있으나, 다중집단분석은 집단 간 전체 구조모형의 차이를 비교하는 데 주로 활용된다. 반면, 본 연구는 전체 구조모형의 차이보다 특정 경로인 업무 성과와 만족도 간의 관계에서 조절효과를 검증하는 데 목적이 있으므로 독립변수와 조절변수 간의 상호작용 효과를 직접 추정할 수 있는 PROCESS MACRO Model 1을 적용하였다. PROCESS MACRO는 회귀기반 접근법을 통해 특정 경로에서의 조절효과 및 조건부 효과를 효과적으로 검증할 수 있는 방법으로 제시되고 있다(Hayes, 2018).

첫 번째로 업무 성과와 만족도 관계에서 담당 직무(0=비개발직무, 1=개발직무)의 수준이 유의미하게 조절하는지 확인하였다. 먼저 다중공선성의 문제를 최소화하기 위해 독립변인을 평균 중심화하여 분석하였다. 또한 PROCESS Macro의 Model 1을 사용하여 담당 직무의 조건 값에 따른 상호작용의 유의성을 확인한 결과는 [표 4-11]과 같다.

업무 성과와 담당 직무의 상호작용이 만족도를 유의하게 예측하는 것으로 나타났다($\triangle R^2$=.020, p<.01). 이는 업무 성과와 만족도의 관계가 담당 직무 유형에 따라 달라짐을 의미한다.

[표 4-11] 업무 성과와 만족도의 관계에서 담당 직무의 조절효과

종속변인 : 만족도							
투입변수	B	SE	t	R^2	$\triangle R^2$	95% 신뢰구간	
						LLCI	ULCI
업무 성과(A)	.638	.047	13.634***	.532	.020**	.546	.731
담당직무 (개발직무)(B)	1.273	.377	3.381***			.531	2.016
A x B	.273	.095	2.872**			.085	.460

**p<.01, ***p<.001
LLCI: 95% 신뢰구간 내 하한값, ULCI: 95% 신뢰구간 내 상한값

또한, Aiken과 West(1991)의 제안대로, 조절변인인 담당 직무의 개발직무와 비개발직무일 때 업무 성과가 만족도에 미치는 영향을 확인하는, 상호작용의 유의성을 확인하였다. [표 4-12]와 같이, 업무 성과가 만족도에 미치는 관계를 나타낸 단순회귀선의 경우 담당 직무의 값이 비개발직무일 때 95% 신뢰구간이 .321~.609, 개발직무일 때 .618~.857로 범위 안에 모두 0을 포함하지 않으며, 개발직무가 비개발직무에 비해 업무 성과가 만족도에 미치는 영향력이 증가하는 것으로 나타나 조절효과가 유의한 것으로 나타났다. 즉, 업무 성과가 만족도에 영향을 미칠 때 이 관계가 담당 직무에 의해 유의미하게 조절된다는 것을 의미한다.

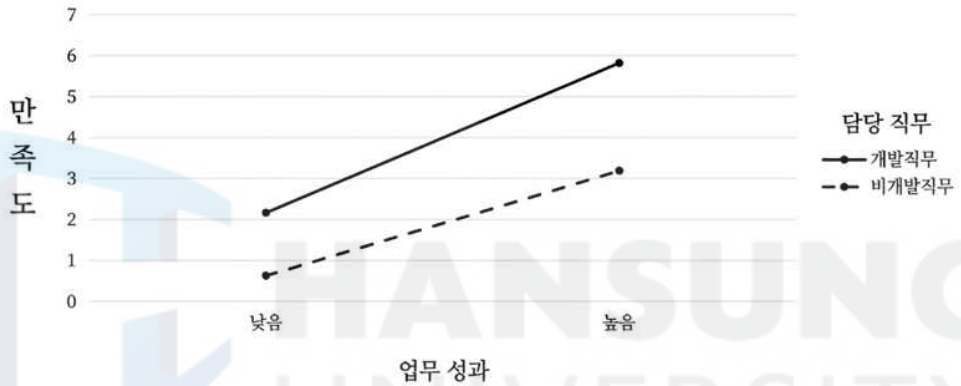
[표 4-12] 담당 직무 조건 값에 따른 상호작용의 유의성 검증

구분		B	SE	t	95% 신뢰구간	
					LLCI	ULCI
담당 직무	비개발직무	.465	.073	6.363***	.321	.609
	개발직무	.738	.061	12.179***	.618	.857

***p<.001
LLCI: 95% 신뢰구간 내 하한값, ULCI: 95% 신뢰구간 내 상한값

조절효과가 유의미하게 나왔으므로, 이를 해석하기 위해 독립변인인 업무 성과와 조절변인인 비개발직무와 개발직무 집단으로 구분하고 회귀식을 유도하였으며, 결과는 [그림 4-3]에 제시하였다. [그림 4-3]을 보면, 업무 성과가 높을수록 만족도가 높아지는 것을 확인할 수 있다.

또한, 담당 직무가 개발직무인 경우 비개발직무에 비해 업무 성과와 만족도 간의 정적 관계 기울기가 더 가파르게 증가하는 것을 알 수 있다. 즉, 개발직무가 비개발직무인 경우에 비해 업무 성과가 만족도를 증가시키는 효과를 강화시키는 조절효과를 보이는 것으로 나타나 가설 H9는 채택하였다.



[그림 4-3] 업무 성과와 만족도 관계에서 담당 직무의 조절효과

두 번째로, 업무 성과와 만족도 간의 관계를 숙련도의 수준이 유의미하게 조절하는지 확인하였다. 먼저 다중공선성의 문제를 최소화하기 위해 독립변인과 조절변인을 평균 중심화하여 분석하였다. 다음으로 PROCESS Macro Model 1을 사용하여 숙련도의 조건 값에 따른 상호작용의 유의성을 확인한 결과는 [표 4-13]과 같다.

업무 성과와 숙련도의 상호작용이 만족도를 유의하게 예측하는 것으로 나타났다($\triangle R^2$=.011, p<.05). 이는 업무 성과와 만족도의 관계가 숙련도 수준에 따라 달라짐을 의미한다.

[표 4-13] 업무 성과와 만족도의 관계에서 숙련도의 조절효과

종속변인 : 만족도							
투입변수	B	SE	t	R^2	$\triangle R^2$	95% 신뢰구간	
						LLCI	ULCI
업무 성과(A)	.623	.046	13.536***	.549	.011*	.532	.713
숙련도(B)	1.031	.210	4.916***			.617	1.444
A x B	.114	.053	2.176*			.011	.218

*p<.05, ***p<.001

LLCI: 95% 신뢰구간 내 하한값, ULCI: 95% 신뢰구간 내 상한값

또한, Aiken과 West(1991)가 제시한 대로, 조절변인인 숙련도의 평균 값과 ±1SD 값에서 업무 성과가 만족도에 미치는 영향을 확인하는, 상호작용의 유의성을 확인하였다. [표 4-14]와 같이, 업무 성과가 만족도에 미치는 관계를 나타낸 단순회귀선의 경우 숙련도의 값이 -1SD에서는 95% 신뢰구간이 .403~.646, 평균(M)에서는 .532~.713, +1SD에서는 .575~.799로 범위 안에 모두 0을 포함하지 않으며, 숙련도가 높을수록 업무 성과가 만족도에 미치는 영향력이 증가하는 것으로 나타나 조절효과가 유의한 것으로 나타났다. 즉, 업무 성과가 만족도에 영향을 미칠 때 이 관계가 숙련도에 의해 유의미하게 조절된다는 것을 의미한다.

[표 4-14] 숙련도 조건 값에 따른 상호작용의 유의성 검증

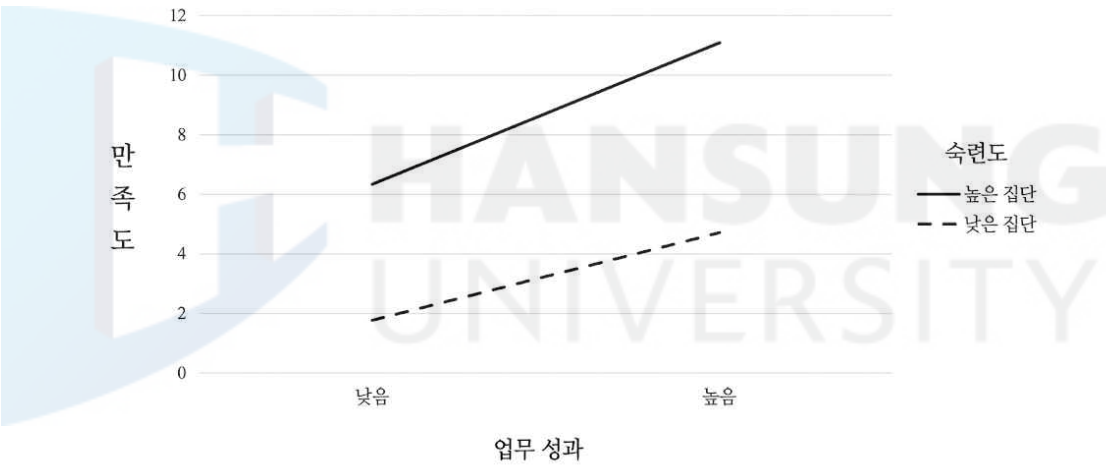
구분		B	SE	t	95% 신뢰구간	
					LLCI	ULCI
숙련도	-1SD	.524	.062	8.512***	.403	.646
	M	.623	.046	13.536***	.532	.713
	+1SD	.687	.057	12.097***	.575	.799

****p*<.001

LLCI: 95% 신뢰구간 내 하한값, ULCI: 95% 신뢰구간 내 상한값

조절효과가 유의미하게 나왔으므로, 이를 해석하기 위해 독립변인인 업무 성과와 조절변인인 숙련도를 각각 고, 저 집단으로 구분하여 회귀식을 유도하였으며, 결과는 [그림 4-4]에 제시하였다. [그림 4-4]를 보면, 업무 성과가 높을수록 만족도가 높아지는 것이 확인된다.

또한, 숙련도가 높을수록 업무 성과와 만족도 간의 정적 관계 기울기가 더 가파르게 증가하는 것을 알 수 있다. 즉, 숙련도가 높을수록 업무 성과가 만족도를 증가시키는 효과를 강화시키는 조절효과를 보이는 것으로 나타나 가설 H10은 채택되었다.



[그림 4-4] 업무 성과와 만족도 관계에서 숙련도의 조절효과

5) 조절된 매개효과 추가 분석

앞서 제4절 3)항의 매개효과 분석과 4)항의 단순 조절효과 분석(Model 1)을 통해 각 변인 간의 개별적인 영향력과 특정 경로 상의 상호작용 효과를 검증하였다. 그러나 단순 조절모형(Model 1)은 전방부의 구조적 매개 경로를 완벽하게 통제하지 못한 상태에서 단편적인 일차원적 상호작용만을 추정한다는 방법론적 한계가 존재한다. 이에 본 연구는 독립변수(도구 경험 품질, AI

리터러시, 개인혁신성, UTAUT 요인 등)가 매개변수인 업무 성과를 거쳐 종속변수인 만족도로 이어지는 인과 체계 전반을 동시 통제한 시스템 하에서, 후반부 경로(업무 성과 → 만족도)에 가해지는 담당 직무(H9)와 직무 숙련도(H10)의 조절된 매개효과(Moderated Mediation)를 종합적으로 검증하고자 Hayes (2018)의 SPSS PROCESS Macro Model 14를 적용하여 실증 분석을 수행하였다.

본 분석은 개별 조절 가설의 고유한 조건부 효과와 학술적 정합성을 엄격하게 유지하기 위하여, 독립변수가 매개변수를 거쳐 종속변수로 가는 전체 구조 경로 상에 담당 직무의 조절 효과를 대입한 분석([표 4-15])과 직무 숙련도의 조절 효과를 대입한 분석([표 4-16])으로 각각 분리하여 회귀 기반의 동시 추정을 실시하였다. 간접효과의 조건부 유의성은 부트스트래핑(Bootstrapping) 5,000회 재샘플링을 거쳐 95% 신뢰구간(Confidence Interval) 내에 0의 포함 여부를 판정 기준으로 삼았다.

먼저 담당 직무에 대한 검증 결과이다. 담당 직무의 조절된 매개효과를 분석한 결과, [표 4-15]와 같이 업무 성과와 담당 직무의 상호작용항 역시 만족도에 통계적으로 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다(B=.089, t=1.185, 95% 신뢰구간[-.059, .238]). 따라서 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도로 연결되는 간접효과의 크기는 개발직무와 비개발직무 간에 유의한 차이가 없는 것으로 확인되었다.

[표 4-15] 업무 성과와 만족도의 관계에서 담당 직무의 조절된 매개효과

투입변수	B	SE	t	R^2	95% 신뢰구간	
					LLCI	ULCI
종속변인 : 업무 성과						
도구 경험 품질	.261	.075	3.490***	.544	.113	.408
AI 리터러시	.124	.056	2.216*		.014	.234
개인혁신성	.067	.071	.943		−.073	.208
성과 기대	.076	.074	1.026		−.070	.223
노력 기대	.270	.071	3.810***		.130	.410
사회적 영향	.170	.064	2.639**		.043	.297
촉진 조건	−.023	.079	−.292		−.179	.133
종속변인 : 만족도						
도구 경험 품질	.091	.055	1.658	.746	−.017	.200
AI 리터러시	.124	.040	3.087**		.045	.203
개인혁신성	−.023	.051	−.454		−.124	.078
성과 기대	.156	.053	2.956**		.052	.261
노력 기대	.049	.053	.916		−.056	.154
사회적 영향	.156	.046	3.358***		.064	.247
촉진 조건	.200	.058	3.469***		.086	.314
업무 성과(A)	.165	.064	2.564*		.038	.292
담당 직무 (개발직무)(B)	.540	.304	1.778		−.059	1.140
A x B	.089	.075	1.185		−.059	.238

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

LLCI: 95% 신뢰구간 내 하한값, ULCI: 95% 신뢰구간 내 상한값

다음으로 숙련도(직무 경력)의 조절된 매개효과 검증 결과이다. 분석한 결과, [표 4-16]과 같이 업무 성과와 직무 경력의 상호작용항은 만족도에 유의

한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다(B=.041, SE=.041, t=1.005, 95% CI [-.040, .123]). 이는 생성형 AI 활용 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도로 이어지는 간접효과의 크기가 직무 경력 수준에 따라 유의하게 달라지지 않음을 의미한다.

[표 4-16] 업무 성과와 만족도의 관계에서 숙련도의 조절된 매개효과

투입변수	B	SE	t	R^2	95% 신뢰구간	
					LLCI	ULCI
종속변인 : 업무 성과						
도구 경험 품질	.261	.075	3.490***	.544	.113	.408
AI 리터러시	.124	.056	2.216*		.014	.234
개인혁신성	.067	.071	.943		-.073	.208
성과 기대	.076	.074	1.026		-.070	.223
노력 기대	.270	.071	3.810***		.130	.410
사회적 영향	.170	.064	2.639**		.043	.297
촉진 조건	-.023	.079	-.292		-.179	.133
종속변인 : 만족도						
도구 경험 품질	.098	.055	1.789	.746	-.010	.206
AI 리터러시	.109	.042	2.625**		.027	.191
개인혁신성	.010	.051	.201		-.090	.111
성과 기대	.146	.053	2.766**		.042	.250
노력 기대	.037	.052	.704		-.066	.139
사회적 영향	.141	.048	2.966**		.047	.235
촉진 조건	.210	.057	3.722***		.099	.322
업무 성과(A)	.226	.051	4.402***		.125	.327
숙련도(B)	.331	.179	1.850		-.022	.684
A x B	.041	.041	1.005		-.040	.123

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

LLCI: 95% 신뢰구간 내 하한값, ULCI: 95% 신뢰구간 내 상한값

각 독립변수별로 조절된 매개모형을 적용한 결과에서도 동일한 패턴이 확인되었다. 직무 경력을 조절변수로 설정한 경우와 담당 직무를 조절변수로 설정한 경우 모두에서 모든 모형의 상호작용항(A×B)이 통계적으로 유의하지 않았으며, 95% 신뢰구간에 0이 포함되는 것으로 나타났다. 따라서 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도에 영향을 미치는 간접효과의 크기가 직무 경력이나 담당 직무 수준에 따라 유의하게 달라진다고 보기는 어려운 것으로 판단된다.

이러한 결과는 앞선 단순 조절효과 분석 결과와 구분하여 해석할 필요가 있다. PROCESS Macro Model 1을 활용한 단순 조절효과 분석에서는 직무 경력과 담당 직무가 업무 성과와 만족도 간 직접 관계를 유의하게 조절하는 것으로 나타났으나, PROCESS Macro Model 14를 통한 추가 분석에서는 생성형 AI 활용 관련 요인 → 업무 성과 → 만족도로 이어지는 전체 매개경로에 대한 조건부 간접효과는 확인되지 않았다.

즉, 직무 특성과 경력 수준은 업무 성과가 만족도로 전환되는 과정에서는 차이를 발생시키는 요인으로 작용할 가능성이 있으나, 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과 형성을 거쳐 만족도로 연결되는 전체 영향 과정에서 간접효과의 크기를 변화시키는 조절된 매개효과는 본 연구에서는 확인되지 않았다.

이는 직무 및 숙련도의 영향이 생성형 AI 활용 효과의 전 과정에 동일하게 작용하기보다는, 업무 성과 이후 만족도가 형성되는 특정 단계에서 보다 중요한 조건 변수로 작용할 가능성을 시사한다.

6) 연구가설 검정결과 요약

본 연구에서 설정한 연구가설(H1~H6-4)의 채택 및 기각 여부를 결정하는 통계적 판정 임계치에 따라, 경로계수가 양수($\beta > 0$)이면서 t값이 임계치인 1.96을 초과하고 유의확률이 $p < .05$를 만족하는 가설은 채택으로 판정하였으며, 이를 충족하지 못하는 가설은 기각으로 판정하였다.

본 연구에 대한 가설 검증 결과를 요약하면 [표 4-17]과 같다.

[표 4-17] 가설 검증에 대한 결과

구분	가설	채택여부
H1	도구 경험 품질은 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H2	도구 경험 품질은 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	기각
H3-1	AI 리터러시는 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H3-2	개인혁신성은 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	기각
H4-1	AI 리터러시는 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H4-2	개인혁신성은 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	기각
H5-1	성과 기대는 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	기각
H5-2	노력 기대는 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H5-3	사회적 영향은 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H5-4	촉진 조건은 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	기각
H6-1	성과 기대는 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H6-2	노력 기대는 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	기각
H6-3	사회적 영향은 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H6-4	촉진 조건은 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H7	업무 성과는 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H8-1	업무 성과는 도구 경험 품질과 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.	채택
H8-2	업무 성과는 AI 리터러시와 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.	기각
H8-3	업무 성과는 개인혁신성과 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.	기각
H8-4	업무 성과는 성과 기대와 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.	기각
H8-5	업무 성과는 노력 기대와 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.	채택
H8-6	업무 성과는 사회적 영향과 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.	기각
H8-7	업무 성과는 촉진 조건과 만족도 간의 관계를 매개할 것이다.	기각
H9	담당 직무는 업무 성과와 만족도 간의 관계를 조절할 것이다.	채택
H10	숙련도는 업무 성과와 만족도 간의 관계를 조절할 것이다..	채택

통계적 판정 임계치에 따라, 도구 경험 품질이 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 H1은 채택되었다. 분석 결과 도구 경험 품질은 업무 성과에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다(β=.276, t=3.253, p=.001). 이는 생성형 AI 도구와의 상호작용 과정에서 사용자가 경험하는 응답 품질, 업무 적합성 및 활용 경험이 높을수록 실제 업무 수행 과정에서 긍정적인 성과를 경험한다는 것을 의미한다. 생성형 AI는 기존 정보시스템과 달리 사용자의 요구사항에 따라 새로운 결과물을 생성하고 업무 수행을 지원하는 특성을 가지므로, 사용자가 인식하는 도구 경험의 품질은 업무 효율성 및 생산성 향상과 직접적으로 연결된 것으로 판단된다.

반면 도구 경험 품질이 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 H2는 기각되었다. 분석 결과 도구 경험 품질이 만족도에 미치는 영향은 통계적으로 유의하지 않았다(β=.078, t=1.171, p=.242). 이는 생성형 AI 도구 자체에 대한 긍정적인 경험만으로는 사용자의 만족도가 직접적으로 향상되지 않을 수 있음을 의미한다. 특히 IT 종사자는 새로운 기술이나 시스템 활용에 익숙한 집단이므로 단순히 도구의 품질이 좋다는 인식보다는, 해당 도구를 활용하여 실제 업무 개선 효과를 경험했는지가 만족 형성에 더 중요한 요인으로 작용했을 가능성이 있다. 특히 Noy & Zhang(2023)의 연구에서 확인된 바와 같이, 생성형 AI 활용이 업무 수행 시간 감소와 결과물 품질 향상에 영향을 줄 수 있다는 점에서 더욱 가능성이 존재한다고 판단된다.

AI 리터러시가 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 H3-1은 채택되었다. 분석 결과 AI 리터러시는 업무 성과에 유의한 영향을 미쳤다(β=.169, t=2.058, p=.040). 이는 생성형 AI 환경에서는 단순히 AI 도구를 사용하는 것뿐 아니라 AI의 특성을 이해하고 결과물을 평가·활용할 수 있는 능력이 업무 성과 향상에 중요한 역할을 한다는 것을 의미한다. 생성형 AI는 동일한 도구를 사용하더라도 사용자의 프롬프트 작성 능력, 결과 검증 능력 및 업무 적용 능력에 따라 활용 효과가 달라지기 때문에 AI 리터러시 수준에 따른 성과 차이가 나타난 것으로 판단된다. 이용자의 AI 리터러시가 이용 의도에 긍정적인 영향을 미친다라는 김성희(2024)의 연구 및 AI 리터러시가 지각된 유용성과 지각된 용이성에 긍정적 영향을 미친다라는 이진(2024)의 연

구와도 유사한 결과이다.

또한 AI 리터러시가 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 H4-1 역시 채택되었다. 분석 결과 AI 리터러시는 만족도에도 유의한 영향을 미쳤다(β=.180, t=2.851, p=.004). 이는 AI 활용 역량이 높은 사용자가 생성형 AI의 가능성과 한계를 보다 정확하게 이해하고, 업무 과정에서 보다 효과적으로 활용함으로써 높은 만족감을 경험하기 때문으로 해석된다.

개인혁신성이 업무 성과에 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 H3-2는 기각되었다. 분석 결과 개인혁신성은 업무 성과에 유의한 영향을 미치지 않았다(β=.057, t=.707, p=.480).

또한, 개인혁신성이 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 H4-2 역시 기각되었다(β=-.019, t=-.316, p=.752). 이는 새로운 기술을 적극적으로 받아들이려는 개인의 성향 자체가 반드시 생성형 AI 활용 성과나 만족으로 연결되지는 않음을 의미한다. 기존 기술수용에 관한 김성희(2024)의 연구에서는 개인혁신성이 초기 기술 도입 과정에서 중요한 역할을 하는 것으로 제시되었으나, 본 연구 대상자인 IT 종사자는 일반 사용자보다 새로운 기술에 대한 친숙도와 접근성이 높은 집단이다.

따라서 개인 간 혁신성 차이가 상대적으로 작게 나타났으며, 생성형 AI 활용 환경에서는 새로운 기술을 먼저 사용하려는 성향보다 실제 AI 활용 역량이나 업무 적용 능력이 더 중요한 요인으로 작용한 것으로 판단된다. 또한, 해당 연구가 이루어진 2024년에는 아직 생성형 AI가 보다 생소한 기술이었으나, 현재의 2026년에는 더욱 보편화 및 대중화 된 것도 하나의 요인으로 판단된다.

성과 기대가 업무 성과에 영향을 미칠 것이라는 가설 H5-1은 기각되었다(β=.059, t=.735, p=.463). 이는 생성형 AI가 업무에 도움이 될 것이라는 기대만으로 실제 업무 성과 향상이 발생하지는 않음을 의미한다. 즉, 성과에 대한 긍정적인 기대는 존재하더라도 실제 업무 성과 창출을 위해서는 AI 활용 능력이나 업무 적용 과정이 필요하다고 해석할 수 있다.

노력 기대가 업무 성과에 영향을 미칠 것이라는 가설 H5-2는 채택되었다(β=.252, t=3.674, p<.001). 이는 생성형 AI를 쉽고 편리하게 사용할 수 있

다고 인식할수록 업무 수행 과정에서 활용도가 증가하고, 결과적으로 업무 성과 향상으로 이어질 가능성이 높다는 것을 의미한다. 또한, 생성형 AI의 성능이 발전됨에 따라, 한국어의 인식률이나 프롬프트의 작성이 쉬워진 것 역시 하나의 요인으로 작용한 것으로 판단된다.

사회적 영향이 업무 성과에 영향을 미칠 것이라는 가설 H5-3도 채택되었다(β=.190, t=2.371, p=.018). 사회적 영향은 조직 내 동료, 상사 및 업무 환경에서 형성되는 생성형 AI 활용 분위기를 의미한다. 이러한 사회적 영향이 개인의 업무 활용 행동과 성과 형성에 영향을 미친 결과로 볼 수 있다. 특히 생성형 AI의 사용과 학습을 장려하는 최근의 기업 문화 역시 하나의 요인으로 판단된다.

반면 촉진 조건이 업무 성과에 영향을 미칠 것이라는 가설 H5-4는 기각되었다(β=-.046, t=-.544, p=.586). 이는 일반적인 사용자와 달리, IT 종사자의 경우 기본적인 시스템 활용 능력과 기술 접근성을 이미 보유하고 있어, 단순한 지원 환경의 존재 여부가 직접적인 업무 성과 차이를 발생시키지는 않은 것으로 판단된다.

성과 기대가 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H6-1은 채택되었다(β=.146, t=2.393, p=.017).
이는 사용자가 생성형 AI 활용을 통해 업무 개선 효과를 기대할수록 AI 활용 경험에 대한 만족 수준도 높아질 수 있음을 의미한다.
노력 기대가 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H6-2는 기각되었다(β=.022, t=.411, p=.681). 이는 생성형 AI 사용이 쉽다는 인식 자체가 만족을 결정하는 핵심 요인은 아닐 수 있음을 의미한다. 특히 IT 종사자는 다양한 시스템과 기술 사용 경험을 가지고 있기 때문에 사용 편의성은 기본 조건으로 인식되고, 만족도 형성에는 상대적으로 낮은 영향을 미친 것으로 해석된다.

사회적 영향이 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H6-3은 채택되었다(β=.187, t=3.015, p=.003). 이는 조직 내 AI 활용 분위기와 주변 구성원의 긍정적 인식이 사용자의 만족 형성에도 영향을 미친다는 것을 보여준다.

촉진 조건이 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H6-4도 채택되었다(β=.247, t=3.788, p<.001). 이것은 조직 차원의 지원 환경, 활용 기반 및 필요

한 자원의 제공이 사용자의 생성형 AI 활용 만족도를 높이는 중요한 요소임을 의미한다.

업무 성과가 만족도에 정(+)의 영향을 미칠 것이라는 가설 H7은 채택되었다(β=.253, t=3.896, p<.001). 이는 생성형 AI 활용을 통해 업무 효율성 향상, 업무 품질 개선, 문제 해결 능력 향상 등의 성과를 경험한 사용자가 더 높은 만족도를 나타낸다는 것을 의미한다. 특히 본 연구에서 일부 생성형 AI 활용 요인이 만족도에 직접적인 영향을 보이지 않았음에도 업무 성과가 만족도에 유의한 영향을 미친 결과는, 생성형 AI 활용 과정에서 실제 성과 경험이 만족 형성의 중요한 과정임을 보여준다.

본 연구에서는 생성형 AI 활용 관련 요인이 만족도에 미치는 영향 과정에서 업무 성과가 매개 역할을 수행하는지를 검증하기 위하여 매개효과 분석을 실시하였다. 매개효과는 독립변수가 매개변수를 거쳐 종속변수에 영향을 미치는 간접적인 영향 관계를 의미하므로, 본 연구에서는 간접효과(Indirect Effect)의 통계적 유의성(유의수준 .05(p<.05))을 기준으로 가설 채택 여부를 판단하였다.

분석 결과 도구 경험 품질과 노력 기대는 업무 성과를 통한 간접효과가 유의하게 나타나 매개효과가 확인되었다. 반면 AI 리터러시, 개인혁신성, 성과 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건은 업무 성과를 통한 간접효과가 통계적으로 유의하지 않아 매개효과가 확인되지 않았다. 각 가설에 대한 구체적인 검정 결과와 해석은 다음과 같다.

첫째, 도구 경험 품질이 업무 성과를 매개하여 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H8-1은 채택되었다. 분석 결과 도구 경험 품질이 만족도에 미치는 직접효과는 유의하지 않았으나(β=.078, p=.336), 업무 성과를 통한 간접효과는 유의하게 나타났다(β=.070, p=.012). 이는 생성형 AI 도구의 품질 경험이 사용자의 만족도를 직접적으로 높이기보다는, 업무 수행 과정에서 성과 향상을 경험한 이후 만족으로 연결되는 구조임을 의미한다. 즉 IT 종사자는 생성형 AI 도구의 응답 품질, 업무 적합성, 활용 경험 자체만으로 만족을 느끼기보다 해당 도구를 통해 실제 업무 효율성이나 생산성 향상을 경험했을 때 만족도가 증가하는 것으로 해석된다.

이러한 결과는 본 연구에서 업무 성과를 매개변수로 설정한 연구모형의 타당성을 보여준다. 생성형 AI 환경에서는 도구 자체의 우수성보다 사용자가 해당 기술을 업무 과정에 적용하여 실질적인 성과를 경험하는 과정이 만족 형성에 중요한 역할을 하는 것으로 판단된다.

둘째, AI 리터러시가 업무 성과를 매개하여 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H8-2는 기각되었다. 분석 결과 AI 리터러시의 업무 성과를 통한 간접효과는 통계적으로 유의하지 않았다(β=.043, p=.062). 다만 AI 리터러시는 앞선 경로분석 결과 업무 성과와 만족도에 각각 직접적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 AI 활용 능력이 높은 사용자가 업무 성과 향상을 통해서만 만족을 형성하는 것이 아니라, AI를 이해하고 활용하는 과정 자체에서 만족을 경험할 가능성이 있음을 의미한다. 즉 AI 리터러시는 업무 성과라는 특정 경로를 거쳐 만족도에 영향을 미치기보다는, 생성형 AI 활용 과정 전반에서 사용자의 인식과 경험에 직접적으로 작용하는 개인 역량 요인으로 해석할 수 있다.

셋째, 개인혁신성이 업무 성과를 매개하여 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H8-3은 기각되었다. 분석 결과 개인혁신성의 간접효과는 통계적으로 유의하지 않았다(β=.014, p=.596). 이는 새로운 기술을 적극적으로 받아들이려는 개인적 성향이 생성형 AI 활용 환경에서는 업무 성과 향상 과정을 통해 만족으로 연결되지 않았음을 의미한다. 특히 본 연구 대상인 IT 종사자는 일반 사용자보다 새로운 기술에 대한 경험과 접근성이 높은 집단이므로, 개인 간 혁신적 성향의 차이가 실제 업무 활용 결과의 차이로 이어지는 영향력이 제한적이었던 것으로 판단된다. 따라서, 생성형 AI 활용 단계에서는 단순히 새로운 기술을 선호하는 성향보다 AI를 실제 업무 목적에 맞게 활용할 수 있는 구체적 역량과 활용 경험이 더 중요한 역할을 하는 것으로 해석된다.

넷째, 성과 기대가 업무 성과를 매개하여 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H8-4는 기각되었다. 분석 결과 성과 기대의 간접효과는 유의하지 않은 것으로 나타났다(β=.015, p=.399). 이는 생성형 AI 활용이 업무에 도움이 될 것이라는 기대가 반드시 업무 성과 향상 과정을 통해 만족도로 연결되는 것은 아님을 의미한다. 앞선 분석에서 성과 기대는 만족도에 직접적인 영향을

미치는 것으로 나타났는데, 이는 사용자가 인식하는 기대 효과 자체가 만족 형성에는 영향을 미칠 수 있으나 실제 업무 성과라는 매개 과정을 반드시 필요로 하지는 않는 것으로 해석된다. 즉 생성형 AI에 대한 긍정적인 기대와 인식은 만족도 형성과 관련되지만, 실제 업무 성과 창출을 위해서는 기대뿐 아니라 활용 능력, 업무 적용 방식 등 다른 요인이 함께 요구되는 것으로 판단된다.

다섯째, 노력 기대가 업무 성과를 매개하여 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H8-5는 채택되었다. 분석 결과 노력 기대가 만족도에 미치는 직접효과는 유의하지 않았으나(β=.022, p=.715), 업무 성과를 통한 간접효과는 유의한 것으로 확인되었다(β=.064, p=.010). 즉 생성형 AI를 쉽고 편리하게 사용할 수 있다는 인식이 만족도를 직접적으로 증가시키기보다는, 업무 효율성 향상이나 업무 수행 개선이라는 성과 경험을 통해 만족도로 연결됨을 의미한다.

IT 종사자의 경우 다양한 정보기술 활용 경험을 보유하고 있어 단순한 사용 편의성 자체는 만족을 결정하는 핵심 요인이 아닐 수 있다. 그러나 사용하기 쉬운 생성형 AI 도구는 업무 수행 과정의 부담을 낮추고 업무 성과 향상에 기여함으로써 결과적으로 만족도 향상으로 이어지는 것으로 판단된다.

여섯째, 사회적 영향이 업무 성과를 매개하여 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H8-6은 기각되었다. 분석 결과 사회적 영향의 간접효과는 통계적으로 유의하지 않았다(β=.048, p=.060).

사회적 영향은 앞선 경로분석에서 업무 성과와 만족도에 직접적인 영향을 미쳤으나, 업무 성과를 통한 매개경로는 확인되지 않았다. 이는 조직 내 생성형 AI 활용 분위기나 주변 구성원의 영향이 업무 성과 향상을 거쳐 만족을 증가시키기보다는 사용자의 AI 활용 인식 및 태도 형성에 직접적으로 영향을 미쳤기 때문으로 판단된다.

일곱째, 촉진 조건이 업무 성과를 매개하여 만족도에 영향을 미칠 것이라는 가설 H8-7은 기각되었다. 분석 결과 촉진 조건의 간접효과는 유의하지 않았다(β=-.012, p=.473). 이는 조직의 지원 환경이나 기술적 기반이 업무 성과 향상을 통해 만족도로 연결되는 구조는 확인되지 않았음을 의미한다. 다

만 촉진 조건은 만족도에 직접적인 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 이에 따라, 지원 환경이 업무 성과 개선 과정보다는 사용자가 안정적으로 생성형 AI를 활용할 수 있다는 인식을 통해 만족 형성에 영향을 준 것으로 해석된다.

종합하면 매개효과 분석 결과, 도구 경험 품질과 노력 기대는 업무 성과를 통해 만족도로 연결되는 간접경로가 확인되었다. 이는 생성형 AI 도구의 활용 경험과 사용 편의성이 직접적으로 만족도를 높이는 것이 아니라 실제 업무 성과 향상이라는 경험을 통해 만족으로 이어지는 과정적 구조를 보여준다.

반면 AI 리터러시, 성과 기대, 사회적 영향, 촉진 조건 등은 업무 성과를 통한 매개효과보다는 직접적인 영향 관계가 상대적으로 강하게 나타났다. 따라서 생성형 AI 활용 요인이 만족도에 영향을 미치는 과정은 모든 요인이 동일한 경로를 따르는 것이 아니라, 각 요인의 특성에 따라 직접효과와 간접효과가 다르게 작용하는 것으로 판단된다.

담당 직무 및 직무 숙련도의 조절효과 여부는 상호작용항(A×B)의 유의확률(p<.05)과 95% 신뢰구간(LLCI ~ ULCI)의 0의 존재 여부 및 상호작용항(A×B)의 p < .05 여부로 채택과 기각을 판단하였다.

이에 따라, 담당 직무가 업무 성과와 만족도 간의 관계를 조절할 것이라는 가설 H9는 채택되었다. 분석 결과 업무 성과와 담당 직무의 상호작용항은 만족도에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다(B=.273, t=2.872, 95% CI[.085, .460]). 이는 업무 성과가 만족도로 연결되는 영향 관계가 담당 직무 유형에 따라 차이가 있음을 의미한다. 즉 동일하게 생성형 AI 활용을 통해 업무 성과를 경험하더라도 개발 중심 직무와 비개발 중심 직무에 따라 만족도로 연결되는 정도가 다르게 나타난 것으로 해석된다. 이는 단순 검색이나 문서 작업이 많은 비개발 중심 직무에 비해, 개발 중심 직무가 생성형 AI의 활용도가 높은 것이 요인으로 판단된다.

숙련도가 업무 성과와 만족도 간의 관계를 조절할 것이라는 가설 H10은 채택되었다. 분석 결과 업무 성과와 숙련도의 상호작용항은 만족도에 유의한 영향을 미치는 것으로 확인되었다(B=.114, t=2.176, 95% CI[.011, .218]).
이는 업무 성과가 만족도로 이어지는 과정이 구성원의 숙련도 수준에 따라

차이가 있음을 의미한다. 즉 생성형 AI 활용을 통해 동일한 업무 성과를 경험하더라도 직무 경험과 전문성 수준에 따라 만족도로 연결되는 정도가 달라지는 것으로 높은 숙련도의 사용자는 자신의 경험과 지식으로 더 많은 활용이 가능한 것이 원인으로 해석된다.

추가적으로 PROCESS Macro Model 14를 활용하여 조절된 매개효과를 분석한 결과, 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도로 이어지는 조건부 간접효과는 담당 직무와 숙련도 수준에 따라 유의한 차이가 나타나지 않았다. 따라서 조절된 매개효과는 확인되지 않았으나, 이는 H9와 H10의 단순 조절효과 검정 결과와 구분되는 추가 분석 결과로 해석하였다.

HANSUNG UNIVERSITY

제 5 장 결 론

제 1 절 연구 결과 및 시사점

1) 연구 결과 요약

본 연구는 생성형 AI를 실제 업무에 활용하고 있는 국내 IT 분야 종사자를 대상으로, 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 분석하고자 하였다. 이를 위해 생성형 AI 도구특성인 도구 경험 품질, 이용자 특성인 AI 리터러시와 개인혁신성, 그리고 UTAUT의 핵심 요인인 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건을 독립변수로 설정하였으며, 업무 성과와 만족도의 관계, 업무 성과의 매개효과, 그리고 담당 직무와 직무 숙련도의 조절효과를 함께 검증하였으며, 실증 분석 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 생성형 AI 활용 관련 요인 중 도구 경험 품질, AI 리터러시, 노력 기대 및 사회적 영향은 업무 성과에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 반면 개인혁신성, 성과 기대, 촉진 조건은 업무 성과에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 이는 IT 분야 종사자의 생성형 AI 활용에서 업무 성과는 기술에 대한 막연한 기대나 개인의 혁신 성향 그 자체보다, 실제 사용 과정에서 체감하는 도구 경험의 질, AI를 이해하고 활용하는 역량, 그리고 사용의 용이성과 조직 내 사회적 분위기에 의해 더 직접적으로 영향을 받는다는 점을 보여준다.

특히 개인혁신성이 업무 성과와 만족도 모두에 유의한 영향을 미치지 않았다는 결과는, 생성형 AI 활용 맥락에서 새로운 기술을 시도하려는 일반적 성향 자체보다 실제로 AI를 이해하고 통제할 수 있는 역량이 더 중요하게 작용할 수 있음을 시사한다. 또한 성과 기대가 업무 성과에 유의한 영향을 미치지 않은 결과는, 생성형 AI가 유용할 것이라는 기대가 존재하더라도 그것이 곧바로 실제 업무 성과 향상으로 연결되는 것은 아니며, 기대를 현실의 성과

로 전환시키기 위해서는 활용 역량과 구체적 사용 경험이 함께 뒷받침되어야 함을 의미한다. 촉진 조건이 업무 성과에 직접적인 영향을 미치지 않은 점 역시, 조직의 지원 환경이 성과를 곧바로 높이기보다 사용자의 만족도 형성이나 지속적 활용 기반을 조성하는 방향으로 기능할 가능성을 보여준다.

둘째, 만족도에 대해서는 AI 리터러시, 성과 기대, 사회적 영향, 촉진 조건 및 업무 성과가 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 반면 도구 경험 품질, 개인혁신성, 노력 기대는 만족도에 직접적인 영향을 미치지 않는 것으로 확인되었다. 이러한 결과는 정보시스템 활용을 통해 창출된 개인 수준의 성과가 사용자 만족으로 연결될 수 있음을 설명한 DeLone & McLean(2003)의 정보시스템 성공모형과 일치하는 결과이다. 즉 생성형 AI 환경에서도 사용자가 실제 업무 개선 효과를 경험하는 것이 기술에 대한 긍정적 평가와 만족 형성에 중요한 역할을 한다는 것을 의미하며, 생성형 AI에 대한 만족이 단순히 도구 사용 경험 자체보다, 사용자가 생성형 AI를 충분히 이해하고 있으며, 해당 기술이 실질적으로 유용하다고 믿고, 조직의 긍정적 분위기와 지원 환경 속에서 활용하고 있다고 인식할 때 더욱 강화된다는 점을 시사한다.

한편 도구 경험 품질과 노력 기대가 만족도에 직접 유의하지 않았다는 결과는, 생성형 AI가 사용하기 쉽고 경험 품질이 우수하다고 느끼는 것만으로는 전반적인 만족이 자동으로 형성되지 않음을 보여준다. 즉, 사용자는 생성형 AI의 편리성이나 사용 경험 자체보다 그 도구가 실제로 자신의 업무를 얼마나 개선해 주었는지를 더 중요한 판단 기준으로 삼고 있음을 알 수 있다. 이는 생성형 AI 활용의 만족이 사용 경험의 즉각적 감정보다 성과 경험에 기반한 평가와 더 밀접하게 연결되어 있음을 의미한다.

셋째, 업무 성과는 만족도에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 생성형 AI 활용이 단순한 흥미나 신기성 차원에 머무는 것이 아니라, 실제 업무 효율 향상, 생산성 증대, 결과물 품질 개선과 같은 실질적 성과로 연결될 때 비로소 높은 만족으로 이어진다는 점을 의미한다. 즉, 생성형 AI 활용의 궁극적인 정착 여부는 기술의 존재 자체보다 사용자가 체감하는 업무 성과에 의해 크게 좌우된다고 해석된다.

넷째, 업무 성과의 매개효과를 검정한 결과, 도구 경험 품질과 노력 기대는 업무 성과를 매개로 만족도에 간접적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 반면 AI 리터러시, 개인혁신성, 성과 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건은 업무 성과를 통한 간접효과가 유의하지 않은 것으로 나타났다. 이는 도구 경험 품질과 노력 기대의 경우 만족도를 직접 높이기보다는, 먼저 사용자의 업무 성과를 향상시킨 후 그 결과로 만족도를 높이는 경로가 보다 중요하다는 점을 시사한다. 다시 말해 생성형 AI는 사용하기 쉽고 잘 설계된 도구라는 인식만으로는 충분하지 않으며, 이러한 특성이 실제 성과 향상으로 이어질 때 비로소 만족도가 강화된다는 점에서 업무 성과가 핵심적인 연결 메커니즘으로 기능한다고 볼 수 있다.

다섯째, 업무 성과와 만족도의 관계에서 담당 직무와 직무 숙련도의 조절효과를 분석한 결과, 두 변수 모두 유의한 조절효과를 가지는 것으로 확인되었다. 구체적으로 개발 중심 직무일수록, 그리고 직무 숙련도가 높을수록 업무 성과가 만족도에 미치는 정(+)의 영향은 더욱 강화되는 것으로 나타났다. 이는 동일한 업무 성과 향상이 발생하더라도 사용자의 직무 특성과 직무 경험 수준에 따라 만족도로 전이되는 정도가 달라질 수 있음을 의미한다.

이러한 결과는 생성형 AI 활용 효과가 모든 사용자에게 동일하게 나타나는 것이 아니라, 사용자의 전문성과 수행 업무의 특성에 따라 차별적으로 나타날 수 있음을 제시한 Dell'Acqua et al.(2023)의 연구 결과와도 맥락을 같이한다. 즉 생성형 AI는 단순히 업무 수행을 자동화하는 범용적 도구라기보다, 사용자의 직무 경험 수준과 업무 특성에 따라 활용 가치가 달라질 수 있는 보완적 기술로 이해할 필요가 있다.

여섯째, 업무 성과의 매개효과가 담당 직무와 직무 경력(숙련도)에 따라 달라지는지를 확인하기 위하여 PROCESS macro Model 14를 활용한 조절된 매개효과 분석을 추가로 실시한 결과, 두 조절변수 모두에서 유의한 조절된 매개효과는 확인되지 않았다. 직무 경력을 조절변수로 설정한 경우와 담당 직무를 조절변수로 설정한 경우 모두에서, 업무 성과와 조절변수의 상호작용항(A×B)은 통계적으로 유의하지 않았으며 신뢰구간에도 0이 포함되는 것으로 나타났다. 각 독립변수별로 조절된 매개모형을 적용한 결과에서도 동일한 패

턴이 확인되어, 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도에 미치는 간접효과의 크기가 직무 경력이나 담당 직무에 따라 유의하게 달라진다고 보기는 어려운 것으로 판단된다. 이러한 결과는 앞선 조절효과 분석에서 직무 경력과 담당 직무가 업무 성과와 만족도 간 직접 관계에서는 유의한 조절효과를 보였던 것과 구분된다. 즉 직무 특성과 경력 수준은 업무 성과가 만족도로 이어지는 직접 경로의 강도에는 영향을 미칠 수 있으나, 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도에 도달하는 간접경로 전체를 변화시키는 조절된 매개효과까지는 나타나지 않은 것으로 해석된다. 종합하면, 업무 성과와 만족도 간 직접적인 영향 관계에서는 담당 직무와 직무 경력(숙련도)의 조절효과가 확인되었으나, 생성형 AI 활용 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도로 연결되는 전체 간접경로에 대해서는 조절된 매개효과가 확인되지 않았다. 이는 담당 직무와 직무 경력이 생성형 AI 활용 요인의 효과 자체를 변화시키기보다는, 생성된 업무 성과가 만족도로 전환되는 개별 관계에서 그 영향력을 조정하는 조건 변수로 작용함을 시사한다.

2) 연구의 시사점

(1) 학문적 시사점

본 연구의 연구 결과를 토대로 한 학문적 시사점을 제시하자면 다음과 같다.

첫째, 본 연구는 생성형 AI 활용 연구를 기존의 기술수용 관점에서 확장하여 실제 활용 이후의 성과 중심 관점으로 접근하였다는 점에서 학문적 의의를 가진다. 기존 정보기술 관련 연구는 기술수용모형(TAM) 및 통합기술수용이론(UTAUT)을 기반으로 새로운 기술을 사용자가 수용하는 이유와 사용 의도를 설명하는 데 초점을 두어 왔다. 이러한 연구들은 정보기술 도입 초기 단계에서 사용자의 행동을 이해하는 데 중요한 이론적 기반을 제공하였으나, 생성형 AI와 같이 이미 조직 업무 환경에 빠르게 확산되고 실제 업무 과정에 활용되고 있는 기술의 효과를 설명하기에는 한계가 존재한다.

특히 생성형 AI는 단순히 시스템을 사용하는 수준을 넘어 사용자의 입력

방식, 업무 맥락 이해, 결과 해석 능력에 따라 활용 결과가 달라지는 특성을 가진다. 따라서 생성형 AI 연구에서는 사용자가 해당 기술을 사용할 것인가라는 수용 여부뿐만 아니라, 실제 활용 과정에서 어떠한 업무적 가치를 창출하고 사용자가 이를 어떻게 평가하는지를 함께 고려할 필요가 있다. 본 연구는 이러한 관점에서 기존 연구의 주요 결과변수였던 사용의도나 지속사용의도가 아닌 업무 성과와 만족도를 중심 변수로 설정하여 생성형 AI 활용 효과를 검증하였다. 이를 통해 생성형 AI 연구의 범위를 기술 채택 단계에서 활용 성과 및 사용자 평가 단계로 확장하였다는 점에서 학문적 의미를 가진다.

둘째, 본 연구는 생성형 AI 활용에 영향을 미치는 선행요인을 도구 특성, 이용자 특성, 기술수용 요인의 세 가지 관점으로 통합하여 분석함으로써 생성형 AI 활용 메커니즘을 보다 다차원적으로 설명하였다. 기존 정보기술 연구에서는 시스템 품질이나 기술수용 요인을 중심으로 연구가 진행되어 왔으나, 생성형 AI는 기존 정보시스템과 달리 사용자의 역량과 활용 방식에 따라 성과 차이가 크게 발생할 수 있다. 이에 본 연구에서는 생성형 AI의 특성을 반영하기 위해 도구 경험 품질, AI 리터러시, 개인혁신성을 기존 UTAUT 요인과 함께 연구모형에 포함하였다.

분석 결과, AI 리터러시는 업무 성과와 만족도 모두에 유의한 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 생성형 AI 활용 환경에서는 단순히 기술을 사용할 수 있는 접근성이나 새로운 기술에 대한 긍정적 태도보다 AI의 작동 방식과 한계를 이해하고, 생성된 결과를 평가·활용할 수 있는 실제적 역량이 중요하다는 것을 의미한다. 특히 동일한 생성형 AI 도구를 활용하더라도 사용자의 AI 이해 수준과 활용 능력에 따라 결과 품질과 업무 적용 수준이 달라질 수 있음을 실증적으로 확인하였다는 점에서 의미가 있다.

반면 본 연구 결과 개인혁신성은 업무 성과와 만족도에 대한 영향 관계가 통계적으로 유의하지 않아 관련 가설은 기각되었다. 이는 기존 정보기술 도입 초기 단계에서는 새로운 기술을 적극적으로 탐색하고 수용하려는 개인적 성향이 중요한 역할을 수행하였지만, 생성형 AI가 업무 도구로 활용되는 단계에서는 단순한 혁신 성향보다 실제 활용 역량과 업무 적용 능력이 더 중요한 요인이 될 수 있음을 보여준다. 이러한 결과는 생성형 AI 환경에서 기존 기

술수용 연구의 개인 특성 변수를 재해석할 필요가 있음을 제시한다.

셋째, 본 연구는 업무 성과가 생성형 AI 활용 요인과 만족도 간 관계를 연결하는 핵심적인 매개 메커니즘임을 실증적으로 확인하였다는 점에서 의의를 가진다. 기존 정보시스템 연구에서는 기술 특성과 사용자 만족 간 관계를 직접적으로 설명하는 경우가 많았으나, 본 연구 결과는 생성형 AI 활용 과정에서는 사용자가 실제 업무 개선 효과를 경험하는 과정이 만족도 형성에 중요한 역할을 한다는 점을 보여준다.

특히 도구 경험 품질과 노력 기대는 만족도에 직접적으로 유의한 영향을 미치지 않았으나, 업무 성과를 통해 만족도에 간접적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 생성형 AI 도구가 편리하거나 사용 경험이 우수하다는 인식만으로는 사용자 만족으로 연결되기 어려우며, 실제 업무 효율 향상이나 생산성 증대라는 성과 경험이 수반될 때 긍정적인 평가로 이어질 수 있음을 의미한다. 따라서 본 연구는 생성형 AI 활용 효과를 설명하는 과정에서 업무 성과라는 매개 변수를 고려해야 함을 실증적으로 제시하였으며, 정보시스템 성과 연구의 논의를 생성형 AI 환경으로 확장하는 근거를 제공하였다.

넷째, 본 연구는 IT 분야 종사자를 대상으로 생성형 AI 활용 효과를 검증하였다는 점에서 기존 연구와 차별성을 가진다. 기존 생성형 AI 관련 연구는 일반 사용자를 대상으로 하거나 특정 기술의 활용 의도에 초점을 둔 경우가 많았으나, 본 연구는 생성형 AI 기술 변화에 직접적인 영향을 받는 IT 분야 종사자를 연구 대상으로 설정하였다. IT 분야는 생성형 AI가 코드 작성, 시스템 운영 지원, 문제 해결, 정보 탐색 등 실제 업무 과정에 적극적으로 적용되는 영역이며, 기술 활용 수준에 따라 업무 방식 변화가 크게 나타날 가능성이 높은 분야이다. 따라서 본 연구는 생성형 AI 활용 효과를 실제 업무 환경에서 검증함으로써 향후 전문직 및 지식근로자 대상 AI 연구의 확장 가능성을 제시하였다.

다섯째, 담당 직무와 직무 경력(숙련도)의 조절효과를 함께 검증하였다는 점 역시 본 연구의 중요한 학문적 기여이다. 기존 생성형 AI 및 정보기술 활용 연구에서는 사용자를 비교적 동일한 집단으로 가정하고 전체적인 영향 관계를 분석하는 경향이 있었다. 그러나 본 연구에서는 생성형 AI 활용 효과가

모든 사용자에게 동일하게 나타나는 것이 아니라 사용자의 직무 특성과 경험 수준에 따라 달라질 수 있다는 관점에서 접근하였다.

분석 결과, 업무 성과와 만족도 간 관계는 담당 직무와 숙련도 수준에 따라 차이가 있는 것으로 나타났다. 특히 개발 중심 직무와 비개발 중심 직무, 그리고 직무 경험 수준에 따라 생성형 AI 활용을 통해 얻은 업무 성과가 만족도로 연결되는 정도가 다를 수 있음을 확인하였다. 이는 생성형 AI 연구에서 사용자를 하나의 동일한 집단으로 바라보기보다 직무 환경과 개인의 전문성을 고려하는 상황적 접근이 필요함을 보여준다.

또한 조절된 매개효과 분석 결과, 담당 직무와 숙련도는 업무 성과와 만족도 간 직접 관계에는 영향을 미치지만, 생성형 AI 활용 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도로 이어지는 전체 간접경로를 변화시킬 정도의 조절된 매개효과는 나타나지 않았다. 이는 직무 및 숙련도의 차이가 생성형 AI 활용 효과 전체를 변화시키기보다는, 사용자가 경험한 업무 성과를 만족으로 해석하는 단계에서 주로 영향을 미친다는 것을 의미한다. 따라서 본 연구는 생성형 AI 활용 효과를 이해하기 위해서는 단순 영향 관계뿐만 아니라 직접효과, 매개효과, 조절효과의 작동 수준을 구분하는 보다 정교한 연구 접근이 필요함을 제시하였다.

(2) 실무적 시사점

다음으로 본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다.

첫째, 기업은 생성형 AI 도입의 효과를 극대화하기 위해 단순히 최신 AI 도구를 제공하거나 사용을 권장하는 수준을 넘어, 사용자가 실제 업무 과정에서 높은 수준의 도구 경험 품질을 체감할 수 있도록 활용 환경을 체계적으로 설계할 필요가 있다. 본 연구 결과 도구 경험 품질은 업무 성과에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났으나, 만족도에는 직접적으로 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 확인되었다. 이는 생성형 AI 도구 자체의 우수성이 곧바로 사용자 만족으로 연결되는 것이 아니라, 해당 도구를 활용하여 실제 업무 개선 효과를 경험할 때 긍정적인 평가로 이어질 수 있음을 의미한다.

따라서 기업은 생성형 AI 도입 시 단순히 ChatGPT, Copilot 등의 서비스

를 제공하는 것에 그쳐서는 안 되며, 업무 상황에 맞게 AI를 효과적으로 활용할 수 있는 환경을 함께 구축해야 한다. 예를 들어 사용자의 업무 목적과 역할에 적합한 프롬프트 작성 가이드 제공, 직무별 활용 사례 구축, 생성 결과 검증 프로세스 마련, 업무 시스템과 생성형 AI 간 연계 강화 등이 필요하다. 특히 생성형 AI는 사용자의 요구사항과 맥락을 이해하고 결과를 생성하는 특성을 가지고 있으므로, 기업은 사용자들이 반복적인 활용 경험을 통해 AI 결과물을 개선하고 업무 과정에 자연스럽게 통합할 수 있도록 지원해야 한다.

또한 생성형 AI의 업무 적용 과정에서는 결과 품질 관리가 중요하다. 생성형 AI는 높은 생산성을 제공할 수 있지만 동시에 할루시네이션(Hallucination), 부정확한 정보 생성, 기업 내부 기준과 맞지 않는 결과 제공 등의 위험성을 가진다. 따라서 기업은 AI 활용 과정에서 결과물을 검토하고 보완할 수 있는 업무 프로세스를 마련해야 하며, 생성형 AI를 독립적인 의사결정 도구가 아니라 구성원의 업무 역량을 보완하는 협업 도구로 활용하는 방향의 운영 전략이 필요하다.

둘째, 기업은 생성형 AI 활용 성과를 높이기 위한 핵심 전략으로 구성원의 AI 리터러시 향상에 집중할 필요가 있다. 본 연구 결과 AI 리터러시는 업무 성과와 만족도 모두에 유의한 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 생성형 AI 활용 환경에서 중요한 것은 단순히 새로운 기술을 빠르게 받아들이는 태도가 아니라, AI의 특성을 이해하고 생성 결과를 적절하게 평가하며 자신의 업무 목적에 맞게 활용할 수 있는 능력임을 보여준다.

특히 생성형 AI는 기존 정보시스템과 달리 동일한 시스템을 사용하더라도 사용자의 질문 방식, 프롬프트 구성 능력, 결과 해석 능력에 따라 산출물의 품질과 활용 가치가 크게 달라질 수 있다. 따라서 기업의 AI 교육 역시 단순히 기능 사용법을 안내하는 수준에서 벗어나야 한다. 예를 들어 효과적인 프롬프트 작성 방법, AI 결과물의 신뢰성 검증 방법, 업무별 활용 전략, AI 결과 편향 및 오류 판단 방법, 데이터 보안 및 윤리적 활용 방법 등을 포함하는 종합적인 AI 리터러시 교육 체계를 구축해야 한다.

또한 본 연구에서 개인혁신성이 업무 성과와 만족도에 유의한 영향을 미

치지 않았다는 결과는 기업의 AI 확산 전략에 중요한 의미를 제공한다. 새로운 기술에 관심이 많고 적극적으로 시도하는 직원이라고 해서 반드시 높은 업무 성과를 창출하는 것은 아니며, 실제 성과 창출을 위해서는 AI 활용 능력과 업무 적용 역량이 필요하다는 것을 의미한다. 따라서 기업은 일부 혁신적인 사용자의 자발적 활용에 의존하기보다 조직 전체 구성원의 AI 활용 수준을 체계적으로 향상시키는 교육 및 지원 체계를 마련해야 한다.

셋째, 조직 차원의 사회적 분위기와 지원 환경은 생성형 AI 활용 효과를 높이는 중요한 관리 요소로 고려되어야 한다. 본 연구 결과 사회적 영향은 업무 성과와 만족도 모두에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 촉진 조건 역시 만족도 형성에 중요한 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 생성형 AI 활용이 개인의 선택이나 역량에 의해서만 결정되는 것이 아니라 조직 문화와 지원 체계에 의해 영향을 받는다는 것을 의미한다.

따라서 기업 경영진과 관리자는 생성형 AI 활용을 개인의 업무 방식 변화로만 바라보는 것이 아니라 조직 차원의 변화관리 관점에서 접근할 필요가 있다. 경영진은 AI 활용의 필요성과 방향성을 명확히 제시하고, 조직 구성원이 생성형 AI 활용을 긍정적으로 받아들일 수 있는 분위기를 조성해야 한다. 또한 우수 활용 사례 공유, 내부 AI 커뮤니티 운영, 직무별 활용 사례 발표 등을 통해 구성원 간 경험 공유를 활성화할 필요가 있다.

이와 함께 생성형 AI 활용을 지원하기 위한 제도적 기반 마련도 중요하다. 기업 내부 데이터 활용 기준, 보안 정책, AI 사용 가이드라인, 업무 적용 기준 등이 명확하지 않을 경우 구성원은 AI 활용 필요성을 인식하더라도 실제 업무 적용에는 어려움을 경험할 수 있다. 따라서 조직은 생성형 AI 활용을 개인 역량에만 의존하지 않고 기술적·제도적 지원 환경을 함께 구축해야 한다.

넷째, 기업의 생성형 AI 도입 전략은 구성원의 담당 직무와 직무 숙련도 수준에 따라 차별적으로 설계될 필요가 있다. 본 연구에서는 업무 성과가 만족도에 미치는 영향이 담당 직무와 숙련도에 의해 조절되는 것으로 나타났다. 이는 동일한 생성형 AI 도구를 제공하더라도 모든 사용자에게 동일한 효과가 나타나는 것이 아니라, 사용자가 수행하는 업무 특성과 경험 수준에 따라 활

용 효과가 달라질 수 있음을 의미한다.

특히 개발 중심 직무의 경우 생성형 AI가 코드 작성, 오류 분석, 테스트 자동화, 기술 문서 작성 등 직접적인 업무 지원 기능을 제공할 수 있기 때문에 보다 전문적인 AI 활용 환경을 제공할 필요가 있다. 예를 들어 GitHub Copilot과 같은 개발 지원 AI 도구, AI 기반 코드 리뷰 시스템, 자동화 테스트 생성 기능 등 직무 특화형 AI 솔루션을 제공함으로써 개발자의 업무 생산성과 만족도를 동시에 향상시킬 수 있다.

반면 비개발 중심 직무에서는 생성형 AI 활용 목적과 방식이 다르게 접근되어야 한다. 인프라 관리, 보안, 품질관리, 지원 업무 등은 단순 산출물 생성보다 정보 탐색, 문서 작성, 장애 분석 지원, 업무 프로세스 개선 등의 활용 가치가 높을 수 있다. 따라서 기업은 직무별 AI 활용 시나리오를 구체화하고 각 업무 특성에 적합한 활용 방안을 제시해야 한다.

또한 숙련도에 따른 차별화 전략도 필요하다. 고숙련자는 이미 축적된 업무 경험과 전문성을 바탕으로 생성형 AI 결과물을 평가하고 고차원적인 문제 해결 과정에 활용할 가능성이 높으므로, 보다 자율적이고 심화된 AI 활용 환경을 제공하는 것이 효과적이다. 반면 초급 및 중급 실무자의 경우 AI 활용 과정에서 결과를 무비판적으로 수용하거나 잘못된 결과를 활용할 위험이 있으므로, 표준화된 활용 가이드와 검증 절차 중심의 지원이 필요하다.

다섯째, 생성형 AI 도입 성과를 평가하는 기준 역시 변화할 필요가 있다. 본 연구에서 업무 성과는 만족도 형성에 중요한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 일부 변수는 만족도에 직접 영향을 미치기보다 업무 성과를 통해 간접적으로 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 기업이 생성형 AI 도입 효과를 평가할 때 단순 이용률이나 접속 빈도와 같은 사용 지표만으로 판단해서는 안 된다는 것을 의미한다.

따라서 기업은 생성형 AI 도입 이후 업무 시간 감소, 업무 품질 향상, 문제 해결 속도 증가, 의사결정 지원 효과 등 실제 업무 성과 중심의 평가 기준을 마련할 필요가 있다. 또한 구성원이 AI 활용을 통해 업무 부담 감소와 가치 향상을 경험할 때 장기적인 만족과 지속적인 활용으로 이어질 가능성이 높으므로, 성과 중심의 AI 운영 전략이 필요하다.

종합하면, 본 연구는 생성형 AI 활용이 IT 분야 종사자의 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 규명하고, 업무 성과의 매개 역할과 담당 직무 및 숙련도의 조절 역할을 함께 확인하였다는 점에서 실무적 의미를 가진다. 이러한 결과는 기업이 생성형 AI 도입 전략을 수립할 때 기술 자체의 성능뿐 아니라 사용자의 AI 활용 역량, 조직문화와 지원 체계, 그리고 직무 및 숙련도 특성을 함께 고려해야 함을 보여준다. 결국 생성형 AI의 성공적인 조직 정착을 위해서는 기술 중심 접근에서 벗어나 사람, 업무, 조직 환경을 함께 고려하는 통합적인 AI 활용 전략이 필요하다.

제 2 절 연구의 한계 및 향후 방향성

본 연구는 생성형 AI를 활용하고 있는 국내 IT 분야 종사자를 대상으로 생성형 AI 활용 관련 요인이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 규명하고, 업무 성과의 매개효과와 담당 직무 및 직무 숙련도의 조절효과를 함께 검증하였다는 점에서 의의를 가진다. 특히 기존 생성형 AI 연구가 주로 기술수용 관점에서 이용의도 또는 지속사용의도를 중심으로 진행되었던 것과 달리, 본 연구는 실제 업무 환경에서 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도 형성으로 이어지는 과정을 분석하고자 하였다. 또한 생성형 AI 도구 특성과 이용자 특성 및 UTAUT 기반 영향 요인을 통합적으로 고려하여 생성형 AI 활용 효과를 설명하기 위한 연구모형을 제시하였다.

그러나 이러한 연구 의의에도 불구하고 본 연구는 다음과 같은 한계점을 가지고 있으며, 이를 기반으로 향후 연구 방향을 제시하고자 한다.

첫째, 본 연구는 국내 IT 분야 종사자를 대상으로 온라인 설문조사를 통해 수집한 200개의 유효 표본을 기반으로 분석을 수행하였다는 점에서 연구 결과의 일반화에 한계가 존재한다. 본 연구의 표본 수는 구조방정식 분석 및 회귀 기반 조절효과 검증을 수행하기 위한 기본적인 조건은 충족하였으나, 생성형 AI를 활용하는 전체 산업 및 직무 영역을 대표하기에는 제한적일 수 있다. 특히 응답자의 분포를 살펴보면 직무 경력 기준으로 특급(9년 이상) 경력자의 비율이 상대적으로 높고, 담당 직무 측면에서도 개발 중심 직무 종사자

의 비중이 높게 나타났다. 이러한 표본 특성은 IT 분야 내에서도 특정 경험 수준과 직무 영역의 의견이 상대적으로 많이 반영되었을 가능성이 존재한다. 따라서 본 연구 결과를 전체 산업군이나 모든 직무 영역으로 확대하여 해석하는 데에는 신중할 필요가 있다. 향후 연구에서는 표본 규모를 확대하고, IT 분야뿐만 아니라 제조, 금융, 서비스, 교육, 연구개발 등 다양한 산업군을 포함하여 생성형 AI 활용 효과가 산업 특성에 따라 어떻게 달라지는지 비교할 필요가 있다. 또한 직무별·경력별 표본을 보다 균형 있게 확보함으로써 사용자 특성에 따른 차이를 더욱 정교하게 분석할 필요가 있다.

둘째, 본 연구는 특정 시점에서 수집한 횡단적 설문자료(Cross-sectional Data)를 기반으로 변수 간 영향 관계를 분석하였다는 한계를 가진다. 생성형 AI는 기존 정보기술과 비교하여 기술 발전 속도가 매우 빠르고, 사용자의 활용 수준 역시 짧은 기간 내 크게 변화할 가능성이 높은 기술이다. 예를 들어 초기에는 생성형 AI 사용 경험 자체가 만족도 형성에 영향을 미칠 수 있지만, 일정 기간 이후에는 단순 사용 경험보다 실제 업무 성과, 업무 프로세스 변화, AI 협업 능력 등이 더욱 중요한 요인으로 변화할 수 있다.
따라서 특정 시점에서 측정한 결과만으로 생성형 AI 활용 효과의 장기적 변화 과정과 인과관계를 완전히 설명하는 데에는 한계가 존재한다. 향후 연구에서는 동일 사용자를 대상으로 일정 기간 동안 반복적으로 데이터를 수집하는 종단연구(Longitudinal Study)를 수행하여 생성형 AI 활용 초기 단계, 적응 단계, 고도 활용 단계에서 영향 요인이 어떻게 변화하는지를 분석할 필요가 있다. 이를 통해 생성형 AI 활용 경험 축적에 따른 업무 성과와 만족도의 변화 과정을 보다 구체적으로 설명할 수 있을 것이다.

셋째, 본 연구는 주요 변수를 자기보고식(Self-report) 설문 방식으로 측정하였기 때문에 공통방법편의(Common Method Bias)의 가능성을 완전히 배제하기 어렵다. 특히 업무 성과의 경우 실제 생산성 지표나 조직 평가 자료가 아니라 응답자가 인식하는 업무 효율성 및 성과 향상 수준을 기준으로 측정하였다. 이는 사용자가 실제 생성형 AI를 통해 얻은 객관적 성과와 개인이 인식하는 주관적 성과 사이에 차이가 발생할 가능성이 있음을 의미한다.
생성형 AI 활용 효과는 업무 시간 감소, 산출물 품질 개선, 오류 감소, 문제

해결 속도 향상 등 다양한 방식으로 나타날 수 있으므로 향후 연구에서는 보다 객관적인 성과 측정 방법을 함께 고려할 필요가 있다. 예를 들어 실제 업무 처리 시간 변화, 프로젝트 성과 데이터, 개발 생산성 지표, 시스템 활용 로그, 관리자 평가 등을 함께 활용한다면 생성형 AI 활용 효과를 보다 객관적으로 검증할 수 있을 것이다. 또한 정량적 설문자료와 함께 사용자 인터뷰를 병행하는 혼합연구방법(Mixed Method)을 적용한다면 생성형 AI 활용 과정에서 발생하는 실제 경험을 보다 심층적으로 이해할 수 있을 것이다.

넷째, 본 연구에서 직무 숙련도는 직무 경력 수준을 기준으로 측정하였으나, 생성형 AI 활용 환경에서 요구되는 숙련도는 단순한 업무 경력만으로 설명되기 어려운 개념이라는 한계가 존재한다. 기존 IT 환경에서는 경력 기간이 업무 전문성과 밀접하게 연결될 수 있었지만, 생성형 AI 환경에서는 AI 활용 경험, 프롬프트 작성 능력, 결과 검증 능력, AI 기반 문제 해결 경험 등이 새로운 형태의 숙련도를 구성할 가능성이 있다.

예를 들어 동일한 10년 이상의 IT 경력을 보유한 사용자라도 생성형 AI 활용 경험이 부족한 경우 AI 결과를 효과적으로 업무에 적용하지 못할 수 있으며, 반대로 경력이 짧더라도 높은 AI 활용 역량을 가진 사용자는 더 높은 성과를 창출할 가능성이 있다. 따라서 향후 연구에서는 직무 경력 기반 숙련도와 AI 활용 숙련도를 구분하여 측정할 필요가 있다. 또한 AI 리터러시, AI 활용 빈도, 프롬프트 역량 등을 포함한 새로운 형태의 AI 숙련도 변수를 개발하고 적용하는 연구가 필요하다.

다섯째, 본 연구는 담당 직무를 개발 중심 직무와 비개발 중심 직무의 두 집단으로 구분하여 조절효과를 검증하였으나, 실제 IT 조직의 다양한 직무 특성을 모두 반영하는 데에는 한계가 있다. IT 분야는 소프트웨어 개발뿐 아니라 기획, 데이터 분석, 인프라 운영, 보안, 품질관리, 기술지원 등 다양한 업무 영역으로 구성되어 있으며, 각 직무에서 생성형 AI를 활용하는 목적과 방식은 서로 다를 수 있다.

향후 연구에서는 보다 많은 표본을 확보하여 세분화된 직무 유형별 비교 연구를 수행할 필요가 있다. 예를 들어 개발자와 시스템 운영자, 데이터 분석가, 보안 전문가 간 생성형 AI 활용 효과를 비교하거나, 업무 자동화 중심 직

무와 창의적 문제 해결 중심 직무 간 차이를 분석한다면 생성형 AI 활용 전략을 더욱 구체적으로 제시할 수 있을 것이다.

여섯째, 본 연구는 생성형 AI 활용 관련 요인으로 도구 경험 품질, AI 리터러시, 개인혁신성, 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건을 중심으로 연구모형을 구성하였으나, 생성형 AI 활용 과정에서 발생하는 다양한 요인을 모두 포함하지는 못하였다.

특히 생성형 AI는 기존 정보시스템과 달리 결과 생성 과정의 불확실성, 할루시네이션 문제, 데이터 보안 위험, 윤리적 이슈 등 새로운 고려 요소를 가지고 있다. 따라서 향후 연구에서는 AI 신뢰(Trust in AI), 지각된 위험(Perceived Risk), 결과 신뢰성(Output Reliability), AI 불안(AI Anxiety), 조직의 AI 거버넌스 등 추가 변수를 포함한 확장 연구모형을 검토할 필요가 있다.

또한 본 연구에서 개인혁신성은 업무 성과와 만족도에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 이는 생성형 AI 환경에서는 새로운 기술을 적극적으로 수용하려는 성향보다 실제 AI 활용 역량이나 업무 적용 능력이 더 중요할 가능성을 보여준다. 향후 연구에서는 개인혁신성과 함께 AI 자기효능감, 학습 민첩성, 디지털 역량 등 다양한 개인 특성 변수를 비교하여 생성형 AI 활용에 적합한 사용자 요인을 추가적으로 검증할 필요가 있다.

이러한 한계점을 토대로 향후 연구에서는 다음과 같은 방향으로 연구 범위를 확대할 필요가 있다. 첫째, 연구 대상을 다양한 산업 및 직무 영역으로 확대하여 생성형 AI 활용 효과의 일반화 가능성을 검증할 필요가 있다. 둘째, 생성형 AI 기술 발전 단계에 따른 사용자 경험 변화를 분석하기 위한 종단 연구가 필요하다. 셋째, 실제 업무 데이터와 설문 데이터를 결합하여 생성형 AI 활용 효과를 보다 객관적으로 측정할 필요가 있다. 넷째, AI 활용 역량과 직무 전문성을 구분한 새로운 사용자 특성 연구가 요구된다. 다섯째, 조직 문화, AI 정책, 보안 환경 등 조직 차원의 변수를 포함하여 개인·기술·조직 관점을 통합한 연구모형으로 확장할 필요가 있다.

종합하면, 본 연구는 생성형 AI 활용이 IT 분야 종사자의 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 규명하고, 업무 성과의 매개적 역할과 담당

직무 및 직무 숙련도의 조건적 역할을 확인하였다는 점에서 의미가 있다. 특히 담당 직무와 숙련도는 업무 성과가 만족도로 연결되는 관계에서는 유의한 조절효과를 보였으나, 생성형 AI 활용 요인이 업무 성과를 거쳐 만족도로 이어지는 전체 간접경로에서는 유의한 조절된 매개효과가 나타나지 않음을 확인하였다. 이는 생성형 AI 활용 효과가 모든 사용자에게 동일하게 발생하는 것이 아니라 개인 역량, 직무 환경, 조직적 조건 속에서 복합적으로 형성된다는 것을 의미한다.

향후 생성형 AI 연구는 기술 자체의 성능 중심 접근을 넘어 사용자 역량, 직무 특성, 조직 환경 및 시간에 따른 변화 과정을 함께 고려하는 방향으로 발전할 필요가 있으며, 이를 통해 생성형 AI가 실제 조직 환경에서 지속 가능한 업무 혁신 도구로 정착하는 과정을 보다 명확하게 설명할 수 있을 것이다.

HANSUNG UNIVERSITY

참 고 문 헌

1. 국내문헌

김은석, 김영준. (2019). 인슈어테크 디지털 보험플랫폼서비스의 사용자 수용의도에 관한 연구. 『경영학연구』, 48(4), 997-1043.

김선미. (2023). "금융소비자의 인공지능 서비스 수용의도 및 지속적 사용여부에 관한 연구". 동국대학교 일반대학원, 박사학위논문

김성희. (2024). 생성형 AI의 기술적 특성과 사서의 개인적 특성이 생성형 AI 사용의도에 미치는 영향. 『한국비블리아학회지』, 35(2), 109-133.

김찬원. (2024). 확장된 기술수용모델을 적용한 대학 학습자의 ChatGPT 사용의도: 개인혁신성과 지각된 신뢰, 지각된 위험을 중심으로. 『한국콘텐츠학회 논문지』, 24(2), 462-475.

뉴시스. (2026.02.02.), 『韓 직장인 10명 중 6명, 업무에 AI 쓴다』. 뉴시스 보도기사.

박준철, 박세린. (2023). 개인적 특성이 ChatGPT 태도와 이용의도에 미치는 영향. 『한국경영공학회지』, 28(3), 33-46.

산업통상자원부. (2024.03.26.). 『엔지니어링 학력·경력 기술자도 특급기술자 된다』. 산업통상자원부 보도자료.

송지준. (2014). 『논문작성에 필요한 SPSS/AMOS 통계분석방법』. 서울: 21세기사.

오계택, 김봄이, 송영욱, 정호석, 서한형, 전현승, 윤태일. (2021). 『업종 수준의 직무체계 개발 및 활용연구』. 세종: 한국노동연구원.

우종필. (2012). 『구조방정식모델 개념과 이해』. 서울: 한나래출판사.

유우새. (2023). AI 뉴스추천 서비스요인이 사용자의 지속적 사용 의도에 미치는 영향 연구: 기술수용모델을 중심으로. 『한국콘텐츠학회논문지』, 23(4), 39-52.

유혜리. (2023). 생성형 인공지능 챗봇 챗지피티(ChatGPT) 이용 의도에 대한

연구: 기술 수용 모델과 어포던스를 중심으로. 『방송통신연구』, (124), 141-169.
윤종현, 윤한성. (2024). 인공지능 리터러시 수준이 사용의도에 미치는 영향: 지각된 인식의 매개효과를 중심으로. 『혁신클러스터연구』, 14(2), 45-79.
이유미 (2021). AI 시대의 리터러시 특성에 관한 연구: AI 리터러시와 관계 리터러시를 중심으로. 『어문연구』, 110, 281-302.
이지은. (2017). "유료 모바일 동영상 서비스 이용에 영향을 미치는 요인에 대한 연구". 중앙대학교 대학원 박사학위논문
이진. (2024). 생성형 AI의 기술적 특성과 사용자의 AI 리터러시가 생성형 AI의 지속사용의도에 미치는 영향: 확장된 기술수용모델을 중심으로. 『한국광고홍보학보』, 26(3), 96-140.
이철승. (2023). 인공지능 챗봇 발전에 따른 AI 리터러시 필요성 연구. 『한국전자통신학회논문지』, 18(3), 421-426.
정세현. (2025). 과학기술 분야 연구자의 생성형 AI 도구 이용 의도에 관한 연구. 『정보관리학회지』, 42(1), 455-488.
정태기. (2017). “핀테크 금융서비스 특성이 수용의도에 미치는 영향에 관한 연구”. 부산대학교 대학원 박사학위논문
진회승, 윤보성, 신승윤. (2023). 『생성형 AI에 대응한 SW 인재 양성 정책 방향 연구』. 경기: SPRi 소프트웨어정책연구소.
진회승, 윤보성, 신승윤. (2024). 『생성형 AI에 의한 소프트웨어 개발자 업무 영향 분석』. 경기: SPRi 소프트웨어정책연구소.
채서일. (2016). 『사회과학조사방법론』. 서울: 비앤엠북스.
최창호. (2018). 『논문 작성을 위한 SPSS·AMOS 한번에 끝내기』. 서울: (주)피오디컴퍼니.
한국지능정보사회진흥원. (2024). 생성AI 시대, 새로운 혁신의 시작과 대응. 『IT & Future Strategy』, 24(1), 4-28.

2. 국외문헌

Agarwal, R., & Prasad, J. (1998). A conceptual and operational definition of personal innovativeness in the domain of information technology. *Information Systems Research*, 9(2), 204－215.

Aiken, L. S., & West, S. G. (1991). *Multiple regression: Testing and interpreting interactions.* Thousand Oaks, CA: Sage Publications.

Alotaibi, H., & Alayed, A. (2025). Adoption of generative AI in higher education: Understanding usage through a technology acceptance model. *International Journal of Advanced and Applied Sciences,* 12(12), 31-43.

Bhattacherjee, A. (2001). Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model. *MIS Quarterly,* 25(3), 351－370.

Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2024). Generative AI at Work. *The Quarterly Journal of Economics,* 140(2), 889－942.

Campbell, J. P. (1990). Modeling the performance prediction problem in industrial and organizational psychology. In M. D. Dunnette & L. M. Hough (Eds.), *Handbook of Industrial and Organizational Psychology (2nd ed., Vol. 1*, pp. 686－707). Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press.

Carolus, A., Koch, M. J., Straka, S., Latoschik, M. E., & Wienrich, C. (2023). MAILS - Meta AI Literacy Scale: Development and Testing of an AI Literacy Questionnaire Based on Well-Founded Competency Models and Psychological Change- and Meta-Competencies. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2), 100014.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319－340.

Dell'Acqua, F., McFowland III, E., Mollick, E. R., Lifshitz-Assaf, H.,

Kellogg, K., Rajendran, S., Krayer, L., Candelon, F., & Lakhani, K. R. (2023). Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality. *Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper* 24-013.

DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone & McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update. *Journal of Management Information Systems,* 19(4), 9-30.

Dey, A. K. (2001). Understanding and using context. *Personal and Ubiquitous Computing,* 5, 4-7.

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., Carter, L., et al. (2023). Opinion Paper: "So what if ChatGPT wrote it?" Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management,* 71, 102642.

Goodhue, D., & Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS Quarterly,* 19, 213-236.

Hayes, A. F. (2018). Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach *(2nd ed.).* New York: Guilford Press.

Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., Stadler, M., et al. (2023). ChatGPT for Good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences,*

103, 102274.

Laupichler, M. C., Aster, A., Schirch, J., & Raupach, T. (2022). Artificial Intelligence Literacy in Higher and Adult Education: A Scoping Literature Review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100101.

Locke, E. A. (1976). The nature and causes of job satisfaction. In M. D. Dunnette (Ed.), *Handbook of Industrial and Organizational Psychology* (pp. 1297-1349). Chicago, IL: Rand McNally.

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*, 1-16.

McLean, G., & Osei-Frimpong, K. (2019). Chat now… Examining the variables influencing the use of online live chat.
Technological Forecasting and Social Change, 146, 55-67.

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041.

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence. *Science*, 381(6654), 187-192.

Rogers, E. M. (2003). Diffusion of Innovations *(5th ed.).* New York: Free Press.

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478.

Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157-178.

부록 : 설문지

설문조사서

IT 분야 종사자의 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향

-숙련도와 직무의 조절효과를 중심으로-

• 안녕하십니까. 본 설문은 IT 분야 종사자의 생성형 AI 활용이 업무 성과와 만족도에 미치는 영향을 분석하기 위한 학술연구입니다.

• 본 설문은 익명으로 진행되며, 수집된 자료는 통계 분석 및 학위논문 작성 목적으로만 사용됩니다.

• 최근 귀하의 실제 업무 경험을 기준으로 솔직하게 응답해 주시기 바랍니다. 설문 응답에는 약 5~7분 정도가 소요됩니다.

연구 참여 동의 여부 □ 동의함 □ 동의하지 않음

Ⅰ. 응답자 기본정보

1. 귀하의 직무 경력은 어느 정도입니까?

□ 초급(3년 미만) □ 중급(3~6년 미만) □ 고급(6~9년 미만) □ 특급(9년 이상)

2. 귀하의 담당 직무는 무엇입니까?

□ 개발직무(기획/연구/운영/개발) □ 비개발직무(인프라/보안/품질/지원/기타)

3. 귀하의 현재 생성형 AI 업무 활용 빈도는 어느 정도입니까?

□ 전혀 없음 □ 가끔 □ 보통 □ 자주 □ 매우 자주

4. 귀하의 연령대는 어떻게 되십니까?

□ 20대 이하 □ 30대 □ 40대 □ 50대 □ 60대 이상

5. 귀하의 성별은 어떻게 되십니까?

□ 남성 □ 여성

Ⅱ. 생성형 AI의 도구적 특성 (도구 경험 품질)

다음 각 문항에 대해 해당하는 번호에 체크(✓)해 주십시오.

전혀 그렇지 않다 ◀———	보통이다	———▶ 매우 그렇다
① ②	③	④ ⑤

도구 경험 품질	①	②	③	④	⑤
1. 생성형 AI는 나의 개별적인 요구를 정확히 이해하여 맞춤형 응답을 제공한다.	□	□	□	□	□
2. 생성형 AI는 나의 요구를 이해하고 맞춤형 응답을 제공한다.	□	□	□	□	□
3. 생성형 AI는 나의 업무 특성에 최적화된 사용 경험을 제공한다.	□	□	□	□	□

Ⅲ. 이용자 특성 (AI 리터러시 및 개인혁신성)

다음 각 문항에 대해 해당하는 번호에 체크(✓)해 주십시오.

전혀 그렇지 않다 ◀———	보통이다	———▶ 매우 그렇다
① ②	③	④ ⑤

AI 리터러시	①	②	③	④	⑤
1. 나는 생성형 AI의 작동 원리와 기술적 한계를 충분히 이해하고 있다.	□	□	□	□	□
2. 나는 생성형 AI가 내놓은 결과물을 비판적으로 검증하고 판단할 수 있다.	□	□	□	□	□
3. 나는 내 업무 목적에 맞춰 생성형 AI를 효과적으로 활용할 수 있다.	□	□	□	□	□
4. 나는 AI 활용 시 발생할 수 있는 윤리 문제와 보안 위협을 인지하고 대응할 수 있다.	□	□	□	□	□
개인혁신성	①	②	③	④	⑤
1. 나는 새로운 기술을 적극적으로 시도하는 편이다.	□	□	□	□	□
2. 나는 새로운 IT 도구를 남보다 먼저 사용한다.	□	□	□	□	□
3. 나는 새로운 기술을 배우는 것을 즐긴다.	□	□	□	□	□

Ⅳ. 영향요인 (성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향 및 촉진 조건)

다음 각 문항에 대해 해당하는 번호에 체크(✓)해 주십시오.

전혀 그렇지 않다 ◀——— 보통이다 ———▶ 매우 그렇다
① ② ③ ④ ⑤

성과 기대	①	②	③	④	⑤
1. 생성형 AI는 나의 업무 성과를 향상시킨다.	□	□	□	□	□
2. 생성형 AI는 업무의 효율성을 향상시킨다.	□	□	□	□	□
3. 생성형 AI는 업무 처리 속도를 향상시킨다.					
노력 기대	①	②	③	④	⑤
4. 생성형 AI는 사용하기 쉽다.	□	□	□	□	□
5. 생성형 AI의 사용법은 배우기 쉽다.	□	□	□	□	□
6. 생성형 AI를 업무에 적용하는 과정은 어렵지 않다.	□	□	□	□	□
사회적 영향	①	②	③	④	⑤
7. 주변 사람들은 생성형 AI 사용을 권장한다.	□	□	□	□	□
8. 조직은 생성형 AI 사용을 장려한다.	□	□	□	□	□
9. 동료들은 생성형 AI를 사용한다.	□	□	□	□	□
촉진 조건	①	②	③	④	⑤
10. 조직은 생성형 AI 사용을 지원한다.	□	□	□	□	□
11. 필요한 기술적 지원이 제공된다.	□	□	□	□	□
12. 생성형 AI를 사용할 환경이 갖춰져 있다.	□	□	□	□	□

Ⅴ. 업무 성과 및 만족도

다음 각 문항에 대해 해당하는 번호에 체크(✓)해 주십시오.

전혀 그렇지 않다 ◀——— 보통이다 ———▶ 매우 그렇다
① ② ③ ④ ⑤

업무 성과	①	②	③	④	⑤
1. 생성형 AI는 나의 업무 성과를 향상시켰다.	□	□	□	□	□
2. 생성형 AI는 업무 생산성을 증가시켰다.	□	□	□	□	□
3. 생성형 AI는 업무 결과의 질을 높였다.	□	□	□	□	□
만족도	①	②	③	④	⑤
4. 나는 생성형 AI 사용에 만족한다.	□	□	□	□	□
5. 생성형 AI는 기대에 부합한다.	□	□	□	□	□
6. 생성형 AI를 사용하는 것이 전반적으로 만족스럽다.	□	□	□	□	□

설문에 응답해 주셔서 감사합니다.

귀하의 응답은 생성형 AI 활용과 업무 성과·만족도의 관계를 분석하는데 소중한 자료로 활용됩니다.

연구자: 나준호/ 한성대학교 대학원 산업경영공학과 비즈니스소프트웨어 전공

HANSUNG UNIVERSITY

ABSTRACT

The Effects of Generative AI Use by IT Workers on Job Performance and Satisfaction: Focusing on the Moderating Effects of Job Skill Level and Job Role

Ra, Jun-Ho

Major in Business Software

Dept. of Industrial & Management Engineering

The Graduate School

Hansung University

HANSUNG UNIVERSITY

Recently, one of the most prominent topics in IT investment within organizations has undoubtedly been artificial intelligence (AI), including generative AI. Companies are actively adopting AI technologies, including generative AI, to improve productivity and reduce costs amid changes in external business environments, such as rising energy prices and increasing market uncertainty. However, generative AI did not receive such attention from the beginning. When OpenAI released ChatGPT in November 2022, discussions initially focused more on limitations such as hallucinations rather than on the actual performance of generative AI.

The field that responded most sensitively to the emergence of ChatGPT was the IT industry. However, evaluations of the initially released

ChatGPT 3.5 among IT professionals generally suggested that it was "not yet capable of replacing highly skilled developers." Over the following years, however, the performance of generative AI has gradually improved, and its application areas have continued to expand. Recently, generative AI technologies have brought significant changes to work processes and productivity in the IT field, and their adoption in corporate environments has rapidly increased.

Previous studies have reported that generative AI improves productivity in real work environments. For example, Brynjolfsson et al. (2024), in a study of 5,172 customer support workers, found that the use of generative AI increased productivity by an average of 15%, with particularly greater effects among less experienced and lower-skilled users. Due to these effects, companies have shown increasing interest in generative AI. However, because of the rapid pace of technological development, many executives responsible for corporate decision-making still lack sufficient understanding of AI technologies. Furthermore, empirical studies focusing specifically on IT workers, who are closely associated with the adoption and utilization of generative AI, remain limited.

Therefore, this study aims to empirically analyze how factors related to the use of generative AI influence job performance and satisfaction among IT workers who utilize generative AI. Based on the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), this study examines the effects of generative AI-related factors, including characteristics of AI tools and user characteristics, on job performance and satisfaction.

Specifically, this study investigates the effects of Tool Experience Quality, AI Literacy, Personal Innovativeness, Performance Expectancy, Effort Expectancy, Social Influence, and Facilitating Conditions on Job Performance and Satisfaction. In addition, the mediating effect of Job

Performance and the moderating effects of Job Role and Job Skill Level are examined.

For this purpose, an online survey was conducted among IT workers using generative AI from May 6 to May 19, 2026. After excluding invalid responses, a total of 200 valid survey responses were used for empirical analysis. All measurement items were assessed using a five-point Likert scale. Data analysis was performed using SPSS 22.0 and AMOS 22.0. The analysis procedures included descriptive statistical analysis, exploratory factor analysis (EFA), reliability analysis, confirmatory factor analysis (CFA), structural equation modeling (SEM), bootstrapping-based mediation analysis, and moderation analysis using PROCESS Macro Models 1 and 14.

The results of the empirical analysis are as follows.

First, the reliability and validity of the measurement instruments were confirmed to be satisfactory. The results of exploratory factor analysis showed that the Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) value was .939, Bartlett's test of sphericity was statistically significant at $p<.001$, and the total explained variance was 88.787%. In addition, Cronbach's α values for all constructs were above .915, indicating high reliability. The confirmatory factor analysis results showed that the measurement model demonstrated an acceptable fit, with df=314, CMIN/DF=1.380, CFI=.980, TLI=.976, and RMSEA=.044.

The hypothesis testing results showed that Tool Experience Quality, AI Literacy, Effort Expectancy, and Social Influence had significant positive effects on Job Performance. In addition, AI Literacy, Performance Expectancy, Social Influence, Facilitating Conditions, and Job Performance had significant positive effects on Satisfaction. On the other hand, Personal Innovativeness did not have significant effects on either Job Performance or Satisfaction. Tool Experience Quality did not show a

significant direct effect on Satisfaction, and the direct effect of Effort Expectancy on Satisfaction was also not significant.

The mediation analysis revealed that Tool Experience Quality and Effort Expectancy indirectly influenced Satisfaction through Job Performance. Furthermore, the moderation analysis showed that the relationship between Job Performance and Satisfaction was significantly moderated by Job Role and Job Skill Level. Specifically, the positive effect of Job Performance on Satisfaction was strengthened among workers in development-related roles and among those with higher job skill levels. These findings suggest that accumulated work experience and professional expertise influence the ability to appropriately interpret and utilize generative AI outputs within specific work contexts.

Additional analysis showed that the moderated mediation effects were not statistically significant, indicating that the effects of Job Role and Job Skill Level mainly occurred in the relationship between Job Performance and Satisfaction rather than throughout the overall indirect effect path.

These findings suggest that, in generative AI utilization environments, factors such as perceived tool experience, users' understanding of AI, social influence within organizations, and supportive conditions play more important roles in enhancing job performance and satisfaction than the mere adoption of technology itself. In particular, Job Performance serves as a key mechanism connecting generative AI-related factors with Satisfaction, and the strength of this relationship may vary depending on Job Role and Job Skill Level.

Keywords: Generative AI, Job Performance, Satisfaction, AI Literacy, Tool Experience Quality, UTAUT, Job Skill Level, Job Role