

## Perception Gaps between IT Managers and Developers on Generative AI Coding: A Co-orientation Approach

Miyoung Bang\*, Sungkap Park\*, Hanjin Lee\*\*, Dongsu Lee\*\*\*

\*Ph.D, Dept. of Digital Management, Graduate School, Korea University, Sejong, Korea

\*\*Professor, School of Creative Convergence Education, Handong Global University, Pohang, Korea

\*\*\*Professor, Corporate Network Center Director, Gachon University, Incheon, Korea

### [Abstract]

This study analyzes perception gaps between IT managers and developers regarding the adoption of generative AI coding tools in the Korean context using the co-orientation model. Key issues were derived from in-depth interviews with 10 corporate employees, literature, and industry reports. Valid responses were collected from surveys of 462 IT managers and 462 developers (total 924 valid samples). Measurement variables were refined into five core factors: productivity improvement, job instability, legal and ethical issues, output quality, and organizational support. Results show that IT managers held more positive views on productivity improvement, output quality, and organizational support compared to developers, who were more sensitive to legal/ethical issues. Co-orientation indices revealed low levels of objective/subjective agreement and accuracy across most domains, indicating mutual misunderstandings. These findings imply that systematic organizational adoption of generative AI coding requires designs aligned with the developmental culture to mitigate perception discrepancies and enhance utilization.

▶ **Key words:** Generative Artificial Intelligence, Generative AI Coding, Software Development, IT managers, Developers, Co-orientation model

### [요 약]

본 연구는 생성형 AI 코딩 도입의 국내 현황에서 IT관리자와 개발자 간 인식 차이를 상호지향성(co-orientation) 모형으로 분석하고자 한다. 국내 기업 종사자 10명 심층 인터뷰와 문헌 및 산업 리포트를 통해 주요 쟁점을 도출 후, IT관리자와 개발자 각 462명(총 924부)의 설문지의 유효 표본을 확보하였다. 측정변수는 다수 요인을 검토한 후 주성분 요인분석과 신뢰도 분석을 통해 생산성 향상, 직무불안정성, 법적·윤리적 이슈, 산출물 품질, 조직의 지원 등 5개 핵심 요인으로 정제하였다. 결과, IT관리자는 생산성 향상과 산출물 품질, 조직 지원에 대해 개발자보다 더 긍정적 이었고, 개발자는 법적·윤리적 이슈에 더 민감했다. 상호지향성 지표에서도 대부분 영역에서 객관적·주관적 일치도와 정확도가 낮아 상호 오해가 확인되었다. 이는 생성형 AI 코딩을 조직 차원에서 체계적으로 활용하기 위해서는 조직의 개발 문화에 맞게 설계가 필요함을 시사한다.

▶ **주제어:** 생성형 인공지능, 생성형 AI 코딩, 상호지향성 모형, IT관리자, 개발자, 인식 차이

- First Author: Miyoung Bang, Corresponding Author: Dongsu Lee
- \*Miyoung Bang (evalikesme@gmail.com), Dept. of Digital Management, Graduate School, Korea University
- \*Sungkap Park (xman8590@kismi.kr), Dept. of Digital Management, Graduate School, Korea University
- \*\*Hanjin Lee (discover@handong.ac.kr), School of Creative Convergence Education, Handong Global University
- \*\*\*Dongsu Lee (leedongsu@gachon.ac.kr), Corporate Network Center Director, Gachon University
- Received: 2025. 12. 19, Revised: 2026. 01. 21, Accepted: 2026. 01. 26.

## I. Introduction

최근 몇 년간 생성형 AI는 텍스트, 이미지, 영상, 소스 코드 등 다양한 콘텐츠를 자동 생성할 수 있는 핵심 범용 기술로 자리 잡고 있으며, 이에 따라 소프트웨어 개발과 운영 환경에서도 활용이 급격히 확대되고 있다. 글로벌 시장조사에 따르면 생성형 AI 소프트웨어 시장은 2024년 약 160억 달러에서 2029년 약 850억 달러 규모로 성장할 것으로 전망되며, 이 중 코드 생성 부문은 연평균 53% 성장하여 다른 생성형 AI 분야를 능가할 것으로 예측된다[1]. 전 세계 개발자의 80% 이상이 이미 생성형 AI 코딩 도구를 업무에 활용하고 있으며, 개발 과정과 프로젝트 관리에서 생산성, 품질, 커뮤니케이션, 역할 분담 등에 중대한 변화를 가져오고 있다[2]. 생성형 AI를 포함한 정보통신기술(ICT)의 혁신 기술과 이를 기반으로 형성된 디지털 산업은 고도로 전문화되어 있으며, 변화 속도가 매우 빠르다. 이 과정에서 이해관계자들이 기술 수용 지연으로 '문화 지체(cultural lag)' 현상은 사회적 갈등 요인으로 작동할 수 있다[3].

과거 소프트웨어 개발에서 구글 검색을 통해 오류를 해결했다면 ChatGPT, Gemini, Cursor, GitHub copilot, Claude 등 AI 도구를 활용은 오류 해결, 개발문서 작성, 반복코드 생성 등 개발 프로세스 전반에 활용되고 있다. 그러나 생성형 AI의 한계점을 가지고 있어서, 회사의 제품 개발과 밀접한 IT관리자와 개발자 간 인식 차이가 발생할 가능성이 존재할 것이다. 이로 인해 회사내 생성형 AI의 활용이 왜곡된다면 기업 및 개발자뿐 아니라 국가적 차원에서 상당한 손실을 초래할 위험이 있다. 본 연구의 기여점은 아래와 같다.

- 생성형 AI 코딩이라는 새로운 개발 패러다임과 신기술 맥락에서 IT관리자와 개발자의 인식을 상호지향성 모형을 비교 분석하였다.

- 생산성 향상, 직무불안정성, 법적·윤리적 이슈, 산출물 품질, 조직의 지원 등 인식 요인을 도출하고 두 집단 간 인식 구조를 실증적으로 규명하였다.

- 심층 면담과 설문조사를 결합한 혼합 연구 설계를 통해, 생성형 AI 활용 측면에서 조직 내 인식 차이를 설명하였다.

본 논문의 구조는 다음과 같다. 2장에서 관련 이론 및 선행연구 검토하고 연구모형과 함께 연구의 필요성에 대해 설명한다. 3장에서는 연구 설계와 분석 방법을 제시하고, 4장에서 상호지향성 모형의 분석 결과와 논의를 진행하고, 5장에서 연구의 결론, 한계 및 향후 연구 방향을 제시한다.

## II. Preliminaries

### 1. Generative AI Coding and Software Development

생성형 AI는 사용자의 프롬프트 또는 지시에 따라 텍스트, 오디오, 영상, 소스코드 등 새로운 콘텐츠를 생성하는 인공지능 기술을 의미한다. 소프트웨어 개발 영역에서 생성형 AI 코딩은 크게 세 가지 범주로 구분할 수 있다. 첫째, LLM 등 모델 자체를 설계·학습하는 'AI를 만드는 코딩', 둘째, ChatGPT, Gemini, Cursor, GitHub Copilot, Claude 등 AI 도구를 활용하여 프롬프트의 요청에 의해 코드 작성을 지원받거나 코드 생성해 주는 'AI 도구를 사용하는 코딩', 셋째, API를 통해 애플리케이션 내부에서 AI 기능을 호출해 서비스를 구현하는 'AI 기능을 활용하는 코딩'이다. 이러한 도구들은 요구사항 해석, 코드 초안 생성, 리팩터링, 테스트 코드 작성, 문서화 등 다양한 업무를 지원하며, 개발 방식의 패러다임 변화 가능성을 열어 두고 있다. 특히 본 연구가 주목하는 AI 기능을 활용하는 코딩은 요구사항 분석부터 코드 초안 생성, 리팩터링, 테스트 코드 작성, 문서화에 이르기까지 소프트웨어 개발 생명주기(SDLC) 전반을 지원하며, 기존 개발 패러다임의 근본적인 변화를 예고하고 있다.

### 2. Prior Research on Generative AI Coding

생성형 AI를 활용한 소프트웨어 개발에서도 개발의 생산성과 작업 효율성 측면에서 즉각적인 변화를 가져오고 있다. 선행연구에 따르면 생성형 AI는 코드 작성 시간 단축, 반복 업무 자동화, 커뮤니케이션 비용 절감을 통해 업무 효율을 제고하며, 특히 민첩한(Agile) 환경에서 워크플로우를 단순화하는데 기여한다. 그러나 이러한 생산성 효과는 개발자의 숙련도나 과제 복잡도에 따라 상이하게 나타나, 숙련된 개발자의 경우 생성형 AI 도구의 사용이 오히려 작업 시간을 증가시키는 역설적인 결과도 보고되었다[4,5,6,7].

또한 생성형 AI 도구를 활용한 소프트웨어 개발은 소스 코드 품질과 개발 프로세스 전반에 영향을 미치고 있다. 생성형 AI 도구를 활용이 단위 테스트 생성, 시큐어 코딩 가이드 제공 등을 통해 품질관리를 지원하지만, 생성된 코드의 타당성 검증이 필수적이라는 한계도 존재한다[8,9,10]. 나아가 생성형 AI는 소프트웨어 개발 생애 주기(Software Development Life Cycle, SDLC) 전반을 데이터 기반의 순환형 프로세스로 전환시키고 있으며, 이는 미래의 소프트웨어 개발이 AI 에이전트 기반의 자동화된 파이프라인과 DevSecOps가 결합한 형태로 재편될 것임

을 시사한다[11,12,13].

생성형 AI의 확산은 기술 변화 인식과 개발자 대체 가능성에 대한 논의를 촉발하였다. 연구자들은 생성형 AI가 단순한 도구를 넘어 자율성을 갖춘 Agentic AI로 진화하고 있으며, 이를 업무 구조를 재편하는 질적 변화로 인식해야 한다고 강조한다. 이러한 변화 속에서 개발자 대체 가능성은 단순 코딩 영역에서는 높게 나타나나 복잡한 맥락 이해나 책임 있는 의사결정이 필요한 영역에서는 여전히 개발자나 관리자의 역할이 필수적이다[14,15,16,17]. 이에 따라 개발자의 역할은 단순한 구현자에서 AI와 협업하여 문제를 정의하고 검증하는 전략적 지식 노동자로 이동하고 있다 특히 초급 개발자의 코딩 업무가 AI로 대체됨에 따라 시니어 개발자를 중심으로 아키텍처 설계 및 품질 관리 역량이 더욱 중요해지는 등 채용 시장과 직무 역량의 양극화가 예견된다[18,19].

생성형 AI 활용은 답변의 신뢰 수준과 법적 윤리적 쟁점이라는 과제를 동반한다. 환각 현상과 정보의 불확실성은 AI 결과물에 대한 신뢰를 저해하는 주요 요인이며, 저작권 침해, 라이선스 위반, 데이터 유출 등 법적 리스크는 기업의 도입을 주저하게 만드는 장벽으로 작용한다[20, 21,22]. 따라서 성공적인 AI 도입을 위해서는 조직 차원의 지원이 필수적이다. 선행연구들은 개인 역량에 의존하기 보다는, 조직 차원의 명확한 거버넌스 수립, 보안 가이드라인 마련, 그리고 지속적인 교육 체계 구축이 병행될 때 비로소 생산성 향상과 리스크 통제가 가능함을 역설하고 있다[23].

기존 연구는 생성형 AI 도구 활용한 소프트웨어 개발 관련 연구로 대부분 개발자 단일 집단의 생산성 및 품질 지표 측정에 치중해 있어, 회사의 제품 개발과 밀접한 IT 관리자와 개발자의 인식 차이를 비교하거나 국내 조직의 특성을 반영한 실증적 분석은 미흡한 실정이다.

### 3. Co-orientation Model

상호지향성 모형(co-orientation)은 두 집단이 동일한 대상이나 쟁점에 대해 어떻게 인식하고, 상대 집단의 인식을 어떻게 추정하는지, 그리고 그 추정이 실제와 얼마나 일치하는지를 분석하는 이론적 틀이다. 이 모형은 두 집단 A와 B, 그리고 쟁점 X를 기준으로, (1) A와 B의 실제 인식 차이(객관적 일치도), (2) 상대가 어떻게 생각할 것인지에 대한 추정(주관적 일치도), (3) 그 추정이 실제와 맞는 정도(정확도)를 구분하여 분석한다[24].

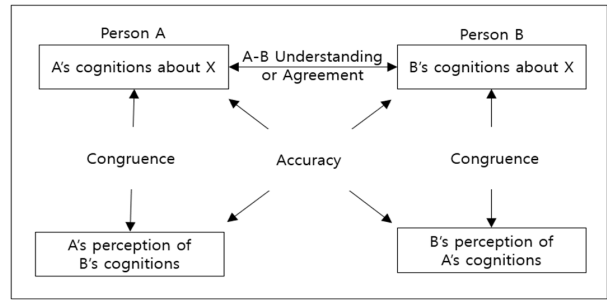


Fig. 1. Co-orientation Model[24]

관련 연구로는 비대면 근무, RPA 도입, 비대면 근무환경의 보안 중요성, 디지털산업, 환경오염피해문제, 신종 감염병(EIDS) 등 다양한 맥락에서 상호지향성 모형을 활용하여 근로자-개발자, 의사결정자-실무자, 시민-산업종사자 등 이해관계자 간 인식 차이를 정량적으로 분석해 왔다[3,25-29]. 이러한 선행연구는 상호지향성 모형이 기술 도입과 조직 변화를 둘러싼 인식 격차를 분석하는 데 유용한 틀임을 시사한다. 기존의 기술 수용 연구(TAM, UTAUT, TOE)와 같은 프레임워크가 개인의 수용 의도나 조직 차원의 도입 요인을 설명하는 데 널리 활용되어 왔다. 그러나 생성형 AI 코딩처럼 빠르게 변화 기술에서 기술 이해도가 낮으면 기술로부터 누릴 수 있는 이점을 과소 평가하고 잠재적 위험을 과대평가하게 되어, 기술 도입에 대한 거부감을 유발할 수 있다. 따라서 조직 내 생성형 AI 기반 코딩 기술의 수용성을 강화하고 긍정적인 방향으로 발전시키기 위해서 회사의 제품 개발과 밀접한 IT관리자와 개발자 사이의 인식 비교 분석하였다.

### 4. Research Model and Research Questions

상호지향성 모델에서 A 집단을 IT관리자, B 집단을 개발자로 설정하고, X를 생성형 AI 코딩과 관련 쟁점으로 하여 두 집단의 인식 차이가 있는지, 그리고 자신의 생각과 상대방에 대한 추측이 일치하는지, 자신의 추측과 상대방의 인식이 차이가 있는지를 동시에 파악하기 위해 세 가지 지표(객관적 일치도, 주관적일치도, 정확도)를 토대로 구성하였다. 다음과 같이 구성하였다.

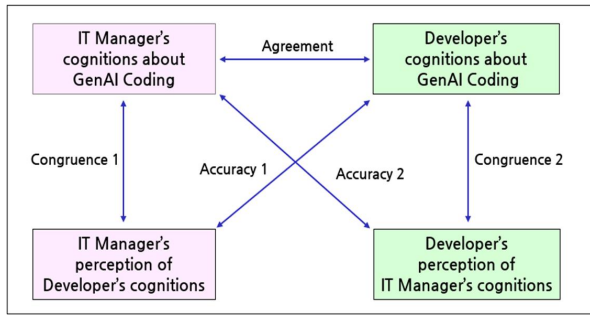


Fig. 2. Research Model

**1.1. 객관적 일치도(Agreement)**

[H0-RQ1] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 IT관리자와 개발자의 인식에는 차이가 없다.

[H1-RQ1] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 IT관리자와 개발자의 인식에는 차이가 있다.

**1.2. 주관적 일치도1(Congruence 1)**

[H0-RQ2-1] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 IT관리자의 인식과 IT관리자가 추측하는 개발자의 인식은 서로 일치한다.

[H1-RQ2-1] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 IT관리자의 인식과 IT관리자가 추측하는 개발자의 인식은 서로 일치하지 않는다.

**1.3. 주관적 일치도2(Congruence 2)**

[H0-RQ2-2] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 개발자의 인식과 개발자가 추측하는 IT관리자의 인식은 서로 일치한다.

[H1-RQ2-2] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 개발자의 인식과 개발자가 추측하는 IT관리자의 인식은 서로 일치하지 않는다.

**1.4. 정확도1(Accuracy 1)**

[H0-RQ3-1] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 IT관리자가 자신의 추측과 실제 개발자의 인식이 차이가 없다.

[H1-RQ3-1] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 IT관리자가 자신의 추측과 실제 개발자의 인식이 차이가 있다.

**1.5. 정확도2(Accuracy 2)**

[H0-RQ3-2] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 개발자가 자신의 추측과 실제 IT관리자의 인식이 차이가 없다.

[H1-RQ3-2] 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대한 개발자가 자신의 추측과 실제 IT관리자의 인식이 차이가 있다.

**III. Research Methodology**

**1. Research Procedure**

국내외 선행 연구를 통해 생성형 AI 개발과 관련된 주요 논의를 정리한 후, 국내 기업에 재직 중인 IT관리자 5명과 개발자 5명을 대상으로 심층 면담을 수행하여 현장의 실제 쟁점을 탐색하였다. 이후 면담 내용과 산업 리포트, 온라인 기사 분석을 반영하여 설문 문항을 구성하고, 온라인 설문을 통해 IT관리자와 개발자 각각 462명씩, 총 924부의 유효 표본을 수집하였다. 수집된 설문 자료에 대해 구성 타당성과 신뢰도를 검증한 뒤, 도출된 5개 쟁점에 대해 상호지향성 분석을 실시하였다.

**2. In-depth Interview Design and Summary of Findings**

심층 면담은 2024년 5월 26일부터 6월 18일까지 진행되었으며, 다양한 산업의 국내 기업에서 생성형 AI를 도입 및 활용하고 있는 IT관리자 5명과 개발자 5명, 총 10명을 대상으로 실시하였다. 면담 대상자는 20대부터 50대까지 연령대를 포함하고, 초급·중급·고급 개발자와 10년 이상의 경력을 지닌 IT관리자로 구성하여 조직 내 실제 경험을 반영하도록 하였다.

질문지는 IT관리자와 개발자 모두에게 활용중인 생성형 AI 도구에 대해 활용측면에서 생산성 향상과 업무 효율성, 조직 차원의 지원과 정책, 개발자 대체 가능성 등을 공통 축으로 설정하되, IT관리자에게는 도입 이유와 교육·지원 정책 등 조직 관점의 질문을, 개발자에게는 활용 중인 도구와 구체적인 적용 사례 등 실무 관점의 질문을 중심으로 구성하였다.

면담 결과, 두 집단 모두 생성형 AI 코딩이 생산성과 업무 효율성 향상에 대체로 긍정적이라는 인식을 보였으며, 회사 차원의 지원이 필요하다는 데 공감했다. 동시에 저작권·보안 이슈에 대한 우려와 더불어, 개발자 대체 가능성에 대해서는 역할 확대와 보완적 활용 가능성을 인정하면서도 비용 절감 차원에서 인력 감소로 이어질 수 있다는 우려가 공통적으로 나타났다. 다만 IT관리자는 생성형 AI를 제품·서비스 및 사업 아이템 확장의 기회로 보는 경향이 강한 반면, 개발자는 개발 프로세스 각 단계에서 기술 적용 방식과 향후 개발 방식의 변화에 더 민감하게 반응하는 것으로 나타났다.

Table 1. Mapping of Key Concepts from In-Depth Interviews to Survey Constructs

Key Concepts of In-depth Interview		Survey concept
1	Organizational Support	Organizational Support
2	Productivity Improvement	Productivity Gain
3	Work Efficiency Improvement	Productivity Gain
4	Legal & Ethical Issues	Legal & Ethical Issues
5	Developer Replacement	Job Insecurity
6	Source Code Quality	Output Quality

### 3. Survey Instrument Development

설문은 총 60개 문항으로 구성되었으며, 생산성 향상, 작업 효율성, 개발 프로세스 변화, 미래 소프트웨어 개발, 기술 변화 인식, 개발자 대체 가능성과 역할 변화, 조직의 지원, 답변 신뢰 수준과 소스코드 품질, 법적·윤리적 이슈 등 11개 개념을 포함하였다. 각 문항은 선행연구, 산업·정책 리포트, 심층 면담 결과에서 도출된 내용에 근거하여 개발되었으며, 7점 리커트 척도를 사용하였다. IT관리자와 개발자에게는 동일한 구조의 설문을 제시하되, 상대 집단의 인식을 추정하는 문항을 추가하여 상호지향성 분석이 가능하도록 설계하였다.

## IV. Analysis Results

### 1. Sample Characteristics

온라인 설문조사 결과, IT관리자와 개발자 각각 462명씩 총 924부의 유효 표본이 수집되었다. 설문조사 결과를 검증하기 위해 통계 분석은 IBM SPSS 31 버전을 사용하였고 객관적 일치도와 정확도는 독립표본 T-검증을 사용하여 집단 간 평균 차이를 검증하였고 주관적 일치도는 대응표본 T-검증을 사용하였다.

Table 2. Demographic Characteristics of Respondents

Category		IT Managers		Developers	
		Frequency	%	Frequency	%
Gender	Male	408	88.3%	388	84.0%
	Female	54	11.7%	74	16.0%
Age group	30~39 years	219	47.4%	329	71.3%
	40~49 years	120	26.0%	130	28.1%
	50 years and above	123	26.6%	3	0.6%
Firm type	Small ent.	150	32.5%	140	30.3%
	Medium ent.	154	33.3%	161	34.8%
	Large ent.	154	33.3%	158	34.2%
	Foreign ent.	4	0.9%	3	0.6%
IT experience	Less than 5 years	10	2.2%	295	63.9%
	5-10 years	220	47.6%	152	32.9%
	10-15 years	232	50.2%	15	3.2%

표본의 특징으로는 두 집단 모두 남성이 약 80%이상 차지하고, 연령대는 IT관리자의 경우 40대와 50대의 비중이 높고, 개발자의 경우 20대와 30대의 비중이 상대적으로 높았다. 기업 형태는 중소·중견·대기업이 고르게 분포하고 있고, 개발자 집단의 직무별 분포를 살펴보면, 백엔드 개발자가 91명(19.7%)으로 가장 높은 비중을 차지하였다. 다음으로 게임 개발자 74명(16.0%), 데이터 엔지니어 68명(14.7%), 모바일 개발자 60명(13.0%) 순으로 나타났으며, 풀스택 개발자 58명(12.6%), 프론트엔드 개발자 56명(12.1%), 시스템 개발자 55명(11.9%)으로 뒤를 이었다. 이는 특정 분야에 치우치지 않고 소프트웨어 개발 전반의 직무가 고르게 분포되어 있음을 보여준다. IT관리자 집단의 직책별 구성을 살펴보면, 팀장이 129명(27.9%)으로 가장 많았으며, 파트장 114명(24.7%), 실장 104명(22.5%), CTO 및 기술총괄 103명(22.3%) 순으로 집계되었다. CEO는 12명(2.6%)으로 전체 표본에서 차지하는 비중은 낮았으나, 실무를 총괄하는 중간 관리자급 이상이 전체의 90% 이상을 차지하고 있어, 생성형 AI 도입 및 운영에 관한 실질적인 의사결정 권한과 경험을 보유한 응답자로 구성되어 있음을 알 수 있다.

생성형 AI 활용 기간은 6개월 이상 사용 경험이 있는 응답자가 다수였다. 또한 활용 중인 생성형 AI는 유료버전의 ChatGPT가 가장 많았고 유료 도구를 사용하는 비율이 75% 이상으로, 생성형 AI 코딩 도구를 실제 업무에 적극적으로 활용하는 집단이라는 점을 확인할 수 있었다.

Table 3. Usage Period and Cost Type of Generative AI Coding

Category		IT Managers		Developers	
		Frequency	%	Frequency	%
Usage period	Less than 6 months	175	37.9%	162	35.1%
	6 months-less than 1 years	138	29.9%	143	31.0%
	1 year or more	149	32.2%	157	33.9%
Usage rate	90% or more	98	21.2%	3	0.6%
	70% to less than 90%	85	18.4%	173	37.4%
	50% to less than 70%	84	18.2%	154	33.3%
	30% to less than 50%	99	21.4%	132	28.6%
Cost type	10% to less than 30%	96	20.8%	0	0.0%
	Paid tools	345	74.7%	361	78.1%
	Free tools only	117	25.3%	101	21.9%

Table 4. Multi-Selection of Generative AI Tools by Group

Generative AI Tool		IT Managers		Developers	
		Count	%	Count	%
Tools Used (Multiple Responses Allowed)	ChatGPT (Paid)	282	51%	350	58%
	Gemini (Free)	78	14%	117	20%
	ChatGPT (Free)	68	12%	89	15%
	Cursor (Free)	37	7%	10	2%
	GitHub Copilot (Paid)	24	4%	1	0%
	Gemini (Paid)	18	3%	4	1%
	GitHub Copilot (Free)	16	3%	21	3%
	Claude (Paid)	14	2%	0	0%
	Claude (Free)	12	2%	2	0%
Cursor (Paid)	11	2%	6	1%	
Total		560	100%	600	100%

2. Analytical Methods

측정항목의 요인 구조를 탐색적으로 정리하고 차원을 축약하는 목적에서 주성분 분석(PCA)을 적용하였다. 총 60개 설문문항 (11개 개념) 중 역코딩 문항은 척도 방향을 일치시키기 위해 재 코딩한 후 분석에 포함하였다. 요인 구조의 해석 용이성을 위해 베리맥스(varimax) 회전을 사용하였다. 분석 과정에서 공통성(communality)이 0.4 미만인 문항과 표준화 요인 적재량이 0.6 이하인 문항을 제외한 결과, 측정 항목은 생산성 향상(4문항), 직무 불안정성(5문항), 조직지원(4문항), 산출물 품질(4문항), 법적·윤리적 쟁점(4문항) 등 5개 요인(21개문항)으로 축소되었다. 21개 문항에 대한 기술 통계 분석은 Table 5와 같다.

Table 5. Descriptive Statistics of Measurement Items

Measurement Items		IT Manager Perception		Estimated by IT Manager		Developer Perception		Estimated by Developer	
		Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD
Productivity Gain	PG1	4.87	0.64	4.28	0.91	4.13	0.66	4.70	0.97
	PG2	4.90	0.70	4.33	0.90	4.20	0.65	4.72	0.98
	PG3	4.90	0.61	4.39	0.87	4.26	0.63	4.69	0.96
	PG4	4.94	0.64	4.32	0.89	4.17	0.61	4.75	0.92
Job Insecurity	J11	4.47	0.63	4.18	0.97	4.13	0.67	4.37	0.95
	J12	4.47	0.64	4.14	0.91	4.06	0.67	4.36	0.94
	J13	4.42	0.65	4.13	0.95	4.00	0.72	4.29	0.91
	J14	4.41	0.69	4.13	0.99	4.00	0.69	4.33	0.87
	J15	4.37	0.71	4.14	0.93	3.98	0.74	4.26	0.90
Legal & Ethical Issues	LE1	4.08	0.59	4.64	0.96	4.70	0.84	4.27	0.91
	LE2	4.08	0.61	4.55	0.91	4.61	0.86	4.30	0.91
	LE3	4.01	0.64	4.52	0.94	4.64	0.81	4.23	0.92
	LE4	4.01	0.60	4.51	0.91	4.66	0.74	4.24	0.91
Output Quality	OQ1	4.50	0.67	4.18	0.96	3.94	0.65	4.38	0.87
	OQ2	4.49	0.68	4.18	0.98	3.96	0.71	4.38	0.86
	OQ3	4.52	0.65	4.16	1.00	3.97	0.67	4.39	0.91
	OQ4	4.50	0.65	4.18	0.98	3.97	0.63	4.38	0.91
Organizational Support	OS1	3.70	0.72	3.44	0.89	3.28	0.63	3.70	0.88
	OS2	3.61	0.67	3.36	0.90	3.23	0.68	3.66	0.90
	OS3	3.65	0.75	3.40	0.88	3.24	0.68	3.68	0.91
	OS4	3.58	0.68	3.39	0.88	3.31	0.63	3.65	0.90

신뢰도 분석 결과, 5개 요인에 대한 Cronbach's  $\alpha$ 값을 산출하였다. 이 중 직무불안정성(0.689)과 조직의 지원(0.658) 요인은 일반적인 기준보다 Cronbach's  $\alpha$ 값이 낮게 나타났으므로 본 연구 결과의 해석 및 일반화에 있어 신중한 접근이 필요하다. 이에 확인적 요인분석(CFA)을 추가로 수행하여 CR과 AVE를 함께 검토하였으며, CR과 AVE가 일부 요인에서 권장 수준에 미치지 못한 점을 고려할 때 향후 연구에서는 해당 요인의 문항 적합성을 재점검하고 문항 표현을 구체화하는 등 측정항목 정제를 통해 신뢰도와 타당도를 보완할 필요가 있다.

Table 6. Results of Validity and Reliability Analysis for Measurement Items

Measurement Items		Factor loading					Communality
		1	2	3	4	5	
Productivity Gain	PG1	0.734					.594
	PG2	0.727					.582
	PG3	0.711					.564
	PG4	0.707					.599
Job Insecurity	J11		0.703				.508
	J12		0.662				.470
	J13		0.647				.452
	J14		0.638				.434
	J15		0.633				.424
Legal & Ethical Issues	LE1			0.737			.569
	LE2			0.734			.559
	LE3			0.725			.565
	LE4			0.618			.438
Output Quality	OQ1				0.736		.569
	OQ2				0.728		.552
	OQ3				0.693		.517
	OQ4				0.664		.501
Organizational Support	OS1					0.742	.570
	OS2					0.688	.500
	OS3					0.669	.471
	OS4					0.661	.443
Eigen value		2.229	2.227	2.169	2.149	2.005	
Cronbach's $\alpha$		0.758	0.689	0.707	0.700	0.658	
Explained variance(%)		10.894	10.798	10.331	10.235	9.546	
Cumulative variance(%)		10.894	21.692	32.022	42.257	51.804	
KMO = .845, Bartlett's $\chi^2 = 3783.757(p<0.001)$							

Table 7. Results of Confirmatory Factor Analysis: CR and AVE

Measurement Items	CR	AVE
Productivity Gain	0.758	0.440
Job Insecurity	0.690	0.308
Legal & Ethical Issues	0.710	0.381
Output Quality	0.700	0.369
Organizational Support	0.661	0.330

KMO 값과 Bartlett의 구형성 검정 결과, 자료는 요인분석에 적합한 것으로 나타났다(KMO = .845; Bartlett의 구형성 검정:  $\chi^2 = 3783.757, p < .001$ ). 또한 확인적 요인분석(CFA) 결과, 제안한 측정모형은 전반적으로 우수한 적합도를 보였다( $\chi^2(179) = 215.121, p = .034$ ; CFI = .990; TLI = .988; RMSEA = .015, 95% CI [.004, .022]; SRMR = .026).

### 3. Co-orientation Model Analysis Results

RQ1의 객관적 일치도에 의한 인식 차이는 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대해 IT관리자와 개발자 간에 인식 차이가 있는지를 파악할 수 있다. 선행연구에 따르면, 생성형 AI는 요구분석·설계·구현·테스트 등 전 개발 프로세스에서 개발 생산성을 높이고 개발자의 역할을 문제 정의·설계·검증 중심으로 재편할 잠재력이 있으며, 특히 숙련 개발자일수록 이러한 효과를 크게 체감하는 것으로 보고된대[30]. 한편 생성형 AI 확산과 경기 침체는 초급 개발자 채용 축소와 요구 역량 상향 조정을 통해 고용·경력 측면의 불안을 증폭시키고 있으며[17], AI 솔루션 도입 연구에서는 솔루션 제공 기업과 제조 기업 간에 기대 효과와 우려 요인이 상이하게 나타나는 등 이해관계자 위치에 따라 인식 차이가 존재함이 지적된대[31,34]. 분석 결과, Table 8은 개발자와 IT 관리자의 5개 요인에 대해 집단 간 평균 차이를 독립표본 t-검정으로 비교함으로써 객관적 일치(agreement) 여부를 확인한 결과이다. 모든 요인에서 집단 간 평균 차이는 통계적으로 유의했으며( $p < .001$ ), 5개 요인에 대한 반복 검정으로 인한 제1종 오류 누적 가능성을 고려하여 Bonferroni 보정 기준( $\alpha = .05/5 = .01$ )에서도 유의성이 유지되었다. 또한 유의확률 중심의 해석을 보완하기 위해 효과크기(Cohen's d)를 함께 보고하였다. 효과크기 기준으로 생산성 향상( $d = -1.664$ ), 산출물 품질( $d = -1.224$ ), 법·윤리 이슈( $d = 1.259$ )는 매우 큰 수준의 차이를 보였고, 직무불안정성( $d = -0.909$ )과 조직 지원( $d = -0.801$ ) 또한 큰 효과크기에 해당하여, 두 집단 간 인식 차이가 단순히 '유의함' 수준을 넘어 실질적으로도 큰 차이를 가진 것으로 해석된다. 효과크기 부호는 Developers - IT Managers 기준이므로, d가 음수인 생산성 향상, 직무불안정성, 산출물 품질, 조직 지원은 IT 관리자가 개발자보다 더 높게 평가한 반면, 법·윤리 이슈는 개발자가 IT 관리자보다 더 높게 평가한 것으로 나타났다. 이러한 결과는 성과 기대(생산성·품질)와 위험 인식(법·윤리) 및 지원 체감(조직 지원)에서 이해관계자 간 초점이 상이함을 시사하므로, 조직 차원에서는 성과 지표 설계와 함께 법·윤리·보안 거버넌스 및 현장 중심 지원체계를 병행할 필요가 있다.

Table 8. Agreement: Comparison Between Developers and IT Managers

Issue		Mean	SD	t-value	effect size (d)
Productivity Gain	Developers	4.188	0.421	-25.296***	-1.664
	IT managers	4.904	0.440		
Job Insecurity	Developers	4.034	0.442	-13.820***	-0.909
	IT managers	4.426	0.420		
Legal & Ethical Issues	Developers	4.652	0.553	19.138***	1.259
	IT managers	4.044	0.399		
Output Quality	Developers	3.959	0.453	-18.599***	-1.224
	IT managers	4.503	0.435		
Organizational Support	Developers	3.266	0.457	-12.179***	-0.801
	IT managers	3.635	0.464		

\*\*\*  $p < .001, n = 462$  (Developers);  $n = 462$  (IT Managers).

RQ2의 주관적 일치도에 의한 인식 차이는 생성형 AI 코딩의 쟁점에 대해 IT관리자와 개발자는 각각 자신의 인식과 상대방에 대한 추측이 일치하는 정도를 말한다. 관련된 선행연구에서는 이해관계자들이 실제로는 서로 다르게 인식하면서도 상대가 자신과 비슷하게 생각할 것이라고 믿거나, 반대로 전혀 다른 입장일 것이라고 가정하는 등 상호 이해와 오해가 뒤섞인 구조가 존재함을 보여준다[3,25,26]. 특히 디지털 산업에서는 기술 발전과 위협에 대한 인식 간극이 적절히 조정되지 않을 경우, 이러한 왜곡된 추측이 표면화되지 않은 갈등이나 잠재적 갈등으로 누적될 수 있다는 점이 지적된대[3].

Table 9는 주관적 일치도를 확인하기 위해, 각 집단 내에서 자기 인식(Self-Perception)과 상대 집단 인식에 대한 추정(Estimated) 간 평균 차이를 대응표본 t-검정으로 분석한 결과를 제시한다. 분석 결과, IT관리자 집단(Congruence1)과 개발자 집단(Congruence2) 모두에서 5개 이슈 전반에 걸쳐 두 값의 차이가 통계적으로 유의하게 나타났다(모든  $p < .001$ ). 또한 유의확률 중심의 해석을 보완하기 위해 대응표본 효과크기(d)를 함께 보고하였다. 효과크기 기준으로 IT관리자 집단은 생산성 향상( $d = 0.689$ )과 법·윤리 이슈( $d = -0.598$ )에서 상대적으로 큰 차이가 확인되었고, 개발자 집단은 생산성 향상( $d = -0.580$ ), 조직 지원( $d = -0.470$ ), 산출물 품질( $d = -0.489$ )에서 중간 수준의 차이가 관찰되어, 두 집단 모두 상대 집단의 인식을 단순히 '다르게' 추정하는 수준을 넘어 실질적으로도 의미 있는 불일치가 존재함을 시사한다. 다중 비교에 따른 제1종 오류 증가 가능성을 고려하여 5개 이슈에 대한 반복 검정에 대해 Bonferroni 보정 기준( $\alpha = .05/5 = .01$ )을 적용하여도 모든 결과는 유의성이 유지되었다(모든  $p < .001$ ). 이러

한 결과는 성과 관련 이슈(생산성·품질·지원)와 위험 관련 이슈(법·윤리)에 대해 두 집단이 상대 집단의 평가 수준을 체계적으로 과대 또는 과소 추정하는 경향을 보여주며, 조직 차원에서는 성과 기대(효율·품질)와 위험 인식(법·윤리·보안)을 분리하여 커뮤니케이션하고, 역할·책임·검증 절차 및 지원 체계를 명확히 함으로써 인식 격차에서 비롯되는 갈등과 운영 리스크를 완화할 필요가 있다.

Table 9. Congruence

Issue		Congruence1 (IT managers)		Congruence2 (Developers)	
		Self-Perception	Estimated	Self-Perception	Estimated
Productivity Gain	Mean	4.904	4.331	4.188	4.715
	SD	0.440	0.720	0.421	0.814
	t-value	14.804***		-12.467***	
	effect size(d)	0.689		-0.580	
Job Insecurity	Mean	4.426	4.145	4.034	4.323
	SD	0.420	0.770	0.442	0.753
	t-value	6.943***		-6.893***	
	effect size(d)	0.323		-0.321	
Legal & Ethical Issues	Mean	4.044	4.555	4.652	4.261
	SD	0.399	0.750	0.553	0.761
	t-value	-12.852***		8.738***	
	effect size(d)	-0.598		0.407	
Output Quality	Mean	4.503	4.174	3.959	4.379
	SD	0.435	0.819	0.453	0.711
	t-value	7.509***		-10.505***	
	effect size(d)	0.349		-0.489	
Organizational Support	Mean	3.635	3.396	3.266	3.673
	SD	0.464	0.726	0.457	0.737
	t-value	5.955***		-10.100***	
	effect size(d)	0.277		-0.470	

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

RQ3의 정확도 분석은 각 집단이 상대방의 실제 인식과 상대 집단에 대한 추측을 얼마나 정확히 알고 있는지를 검증하는 것이다. 선행연구에 따르면, 환경오염 쟁점에서 이해관계자 간 인식 구조를 정확히 파악하는 것은 효과적인 위험 소통과 협력 전략 설계의 필수 조건이며[26], 디지털 산업에서도 시민과 종사자 간 인식 격차를 줄이지 못할 경우 산업 발전 자체에 제약 요인으로 작용할 수 있음이 지적된다[3].

Table 10은 정확도(Accuracy)를 확인하기 위해, 각 집단이 상대 집단의 인식을 얼마나 정확히 추정하는지를 (1) IT관리자 집단의 추정(Accuracy1: 개발자 실제 인식 vs IT관리자 추정)과 (2) 개발자 집단의 추정(Accuracy2: IT관리자 실제 인식 vs 개발자 추정)으로 구분하여 독립표본

t-검정으로 분석한 결과이다. 분석 결과, Accuracy1에서는 5개 이슈 모두에서 ‘개발자의 실제 인식’과 ‘IT관리자의 개발자 인식 추정’ 간 평균 차이가 통계적으로 유의하게 나타나(p < .05), IT관리자가 개발자 인식을 완전히 정확하게 추정하지 못하는 경향이 확인되었다. Accuracy2에서는 생산성 향상, 직무 불안정성, 법적·윤리적 이슈, 산출물 품질에서 ‘IT관리자의 실제 인식’과 ‘개발자의 IT관리자 인식 추정’ 간 평균 차이가 유의한 것으로 나타났으나(p < .05), 조직 지원은 유의하지 않아(t = 0.935, p = 0.350) 개발자의 추정이 IT관리자의 실제 인식과 통계적으로 유사한 수준임이 확인되었다. 유의확률 중심의 해석을 보완하기 위해 효과크기(d)를 함께 보고한 결과, 전반적으로 효과크기는 작은 수준으로 나타나, 일부 이슈에서 통계적으로 유의한 차이가 관찰되더라도 그 차이의 크기는 제한적일 수 있음을 보여준다.

다중 비교에 따른 제1종 오류 누적 가능성을 고려하여 5개 이슈에 대한 반복 검정에 대해 Bonferroni 보정 기준( $\alpha = .05/5 = .01$ )을 적용하여 해석하였으며, 보정 후에도 다수의 이슈에서 집단 간 평균 차이가 유지되는지를 함께 검토하였다. 위험 관련 이슈(법·윤리)와 성과 관련 이슈(생산성·품질)에서는 상호 추정의 오차가 반복적으로 관찰되는 반면, 조직 지원과 같이 특정 이슈에서는 집단에 따라 추정 정확도가 상대적으로 높게 나타날 수 있다. 따라서 조직 차원에서는 이슈 유형별로(성과/위험/지원) 정보 공유와 커뮤니케이션 전략을 차별화하고, 오해가 큰 영역(성과 기대, 법·윤리·보안 리스크)에 대해서는 기준·책임·절차를 구체화하여 상호 오해로 인한 의사결정 비용과 갈등을 완화할 필요가 있다.

Table 10. Accuracy

Issue		Accuracy1 (IT managers)		Accuracy2 (Developers)	
		Dev. Perception	IT mgr. Estimated	IT mgr. Perception	Dev. Estimated
Productivity Gain	Mean	4.188	4.331	4.904	4.715
	SD	0.421	0.720	0.440	0.814
	t-value	-3.681***		-4.401***	
	effect size(d)	-0.242		-0.290	
Job Insecurity	Mean	4.034	4.145	4.426	4.323
	SD	0.442	0.770	0.420	0.753
	t-value	-2.673**		-2.590**	
	effect size(d)	-0.176		-0.170	
Legal & Ethical Issues	Mean	4.652	4.555	4.044	4.261
	SD	0.553	0.750	0.399	0.761
	t-value	2.235*		5.429***	
	effect size(d)	0.147		0.357	

Output Quality	Mean	3.959	4.174	4.503	4.379
	SD	0.453	0.819	0.435	0.711
	t-value	-4.919***		-3.195***	
	effect size(d)	-0.324		-0.210	
Organizational Support	Mean	3.266	3.396	3.635	3.673
	SD	0.457	0.726	0.464	0.737
	t-value	-3.240***		0.935	
	effect size(d)	-0.213		0.061	

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

#### 4. Interpretation and Discussion of Findings

5개 쟁점에 대한 결과 분석 및 논의는 아래와 같다.

##### 쟁점1 : 생산성 향상

IT관리자와 개발자 모두 생성형 AI 코딩 도구가 생산성에 긍정적 영향을 미친다는 데 동의하였으나, IT관리자가 개발자보다 기대 수준을 더 높게 평가하는 것으로 나타났다(IT 관리자 4.904 > 개발자 4.188,  $\Delta M=0.716$ ). 이는 실제 코딩 업무를 수행하는 개발자가 생산성 향상을 더 직접적으로 체감할 것이라는 일반적 예상과 상반된 결과이다.

이러한 결과는 생산성에 대한 두 집단의 정의와 측정 기준이 다르다는 점에서 이해될 수 있다. 개발자에게 생산성은 안정적이고 검증된 코드를 기한내에 완성하는 것을 의미하며, 디버깅, 코드 리뷰, 통합테스트 등 전체 개발 프로세스의 안정성을 포함한다. 반면 IT관리자에게 생산성은 프로젝트 전체의 일정 단축과 리소스 효율화로 측정되며, 이는 기획 및 설계 단계에서의 의사결정 속도, 대안 탐색 시간 단축, 커뮤니케이션 비용 절감 등 관리적 관점의 효율성을 중심으로 평가된다.

Table 3에서 확인된 바와 같이 개발자(70%이상이 업무의 50-90% 활용)가 IT관리자(90%이상이 30%이상 활용)보다 활용 비중이 더 높음에도 불구하고 생산성 향상에 대한 평가가 낮은 이유는 활용 맥락의 차이에서 비롯된다. IT관리자는 요구 사항 분석, 문서 초안 작성 등 비정형적 업무에서 즉각적인 효율 개선을 체감하는 반면, 개발자는 프레임워크와 아키텍처가 정해진 환경에서 정확성과 안정성을 최우선으로 고려해야 하므로 AI 생성코드를 검증하고 수정하는 과정에서 추가적인 인지부하를 경험할 수 있다. 또한 조직 내 성과 측정 체계의 차이도 인식 격차를 심화시키는 요인으로 작용한다. IT 관리자는 일정 준수율, 리소스 효율 등 거시적 지표로, 개발자는 코드 품질, 버그 발생률 등 기술적 지표로 평가받으며, 이러한 평가 기준의 차이가 동일한 도구 사용에도 불구하고 무엇을 생산성으로 인식하는가에 대한 근본적인 시각 차이를 야기한다.

이러한 인식 격차는 실무적으로 중요한 함의를 지닌다.

IT관리자는 생산성 향상을 전제로 목표를 상향 설정할 가능성이 높은 반면, 개발자는 현장 상황을 과대평가로 인식하여 불신과 저항으로 이어질 위험이 존재한다. 따라서 조직은 생산성을 다차원적 관점에서 측정하고 관리적 효율성과 기술적 완성도를 균형 있게 평가하는 체계를 마련할 필요가 있다.

##### 쟁점2 : 직무불안정성

직무불안정성 측면에서는 두 집단 모두 생성형 AI 코딩 도구 도입에 대한 우려를 보였으나, IT관리자가 개발자보다 더 높은 불안을 느끼는 것으로 나타났다(IT 관리자 4.426 > 개발자 4.034,  $\Delta M=0.392$ ). 이는 생성형 AI로 인한 업무 자동화의 직접적 영향을 받는 개발자가 직무불안정을 더 크게 느낄 것이라는 일반적 예상과 상반된 결과로, 역할 위치에 따른 위험 인식의 구조적 차이를 반영한다.

IT관리자는 조직 및 부서의 인력 계획과 예산 책정에 대한 책임을 지니고 있으며, 생성형 AI가 개발 업무의 상당 부분을 자동화할 경우 경영진으로부터 인력 감축을 통한 비용 절감 압박을 받을 가능성을 인식하고 있다. 이는 개발자 인력 축소, 관리 대상 축소, 관리자 역할 축소로 이어지는 연쇄적 위험으로 인식되며, 이러한 구조적 우려가 IT관리자의 높은 직무불안정성으로 나타난 것으로 해석된다. 심층면담에서 IT관리자들은 표면적으로는 개발자의 완전한 대체보다 역할 확대 가능성을 강조하였으나, 이는 백엔드 개발자가 AI를 활용해 프론트엔드 업무까지 수행할 수 있어야 한다는 요구 수준 향상을 의미한다. 실제로 이러한 다기능화 요구는 AI를 활용한 역할 확장에 적응하지 못하는 개발자의 경우 해고 또는 자발적 퇴사로 이어질 수 있으며, 이탈한 인력에 대한 추가 충원이 이루어지지 않을 가능성을 내포한다.

반면 개발자는 기술적 역량을 기반으로 한 전문가적 정체성이 강하며, 생성형 AI를 보조 도구로 인식하는 경향이 있다. 심층면담에서 개발자들은 "AI가 단순 반복 코드는 작성할 수 있지만, 복잡한 비즈니스 로직이나 아키텍처 설계는 여전히 사람이 해야 한다"고 응답하였으며, 이러한 인식은 AI를 대체재가 아닌 효율화 수단으로 바라보는 인지적 방어 기제로 볼 수 있다. 실제로 현업에서는 AI보다 못한 개발자는 채용 대상이 아니다라는 인식이 확산되면서도 모호한 요구의 명세 전환과 법적·사업적 책임을 수반하는 의사결정 영역은 구조적으로 완전한 자동화가 어렵다는 인식이 공존한다. 이에 따라 개발자들은 일자리 소멸보다는 역할과 요구 수준이 상향되고 재편되는 방향의 변화로 인식하며, AI를 잘 활용하는 개발자에 대한 수요 증

가를 새로운 경쟁력 전환 기회로 보는 낙관적 전망을 갖고 있다.

결론적으로, 역할 기반 인식 차이는 직관적 기대와 역전된 결과를 설명하며, 생성형 AI 코딩 도입이 단순한 기술 채택을 넘어 조직내 권한 구조와 책임 배분, 그리고 전문성의 재정의를 동반하는 복합적 변화임을 시사한다.

### 쟁점3: 법적·윤리적 이슈

법적·윤리적 이슈에서는 개발자가 IT관리자보다 더 큰 우려를 보였다(개발자 4.652 > IT관리자 4.044  $\Delta M=0.608$ ). 이는 조직 차원의 책임이 IT관리자 중심일 것이라는 일반적인 예상과 상반된 결과로, 실질적 부담 주체에 대한 인식 차이를 반영한다.

첫째, 개발자들은 보안 사고에 대한 실무적 피로도가 누적되어 있다. 2008년 옥션 해킹 사고 이후 강화된 개인정보보호 규제와 최근 SK텔레콤, 쿠팡 등의 대규모 정보유출 사고는 개발자에게 AI 생성 코드의 보안 취약점 검증 책임에 대한 실무적 불안을 강하게 느끼게 한다. CISO 제도의 형식적 책임에도 불구하고 실제 보안 조치 구현 주체는 개발자이며, 사고 발생시 기술적 과실 책임이 실무 담당자에게까지 미칠 수 있다는 우려가 존재한다.

둘째, 조직 차원의 명확한 AI 활용 지침 부재가 불안을 증폭시킨다. 심층면담에서 중소기업의 경우 명확한 가이드라인 없이 개발자 개인 판단에 맡기는 경우가 많았으며, 이는 저작권 침해, 라이선스 위반, 데이터 유출 등의 법적 리스크에 대한 불확실성을 야기한다. 개발자들은 어디까지가 허용되고 어디서부터 책임을 져야 하는지에 대한 명확한 기준 부재로 인해 방어적 태도를 취하게 된다.

셋째, 기업 규모 차이로 인한 정책 격차가 확인되었다. 심층면담에서 중견 기업의 IT관리자는 기존 개인정보보호와 망 보안 정책에 AI 기준을 추가가 용이하나 중소기업은 법적·윤리적 문제보다는 생성형 AI를 효과적으로 활용 측면에 집중하고 있다고 심층면담에서 확인되었다.

이러한 결과는 법적·윤리적 책임이 조직 구조상 위에서 관리되지만, 실제로는 아래에서 부담된다는 인식의 비대칭성을 보여준다. 이는 AI거버넌스 설계시 정책문서 작성을 넘어, 실무 개발자가 구체적으로 참조하고 적용할 수 있는 체크리스트, 코드 검증 도구, 책임 한계 명시 등 실행가능한 지원 체계가 필요함을 시사한다.

### 쟁점4: 산출물 품질

산출물 품질에 대해 개발자는 전반적으로 중립에 가까운 평가를 보인 반면, IT관리자는 품질 개선 효과를 더 높

게 기대하는 것으로 나타났다(IT 관리자 4.503 > 개발자 3.959,  $\Delta M=0.544$ ).

심층면담에서 IT 관리자는 생성형 AI 활용 과정에서 환각(hallucination) 현상을 자주 경험했다고 언급하면서, 예를 들어 구글 앱스크립트(Google Apps Script)를 분석할 때에는 구글 생태계에 특화된 Gemini를 활용했을 때 더 나은 결과를 얻었다고 공유하였다. 이를 통해 생성형 AI는 도구별 특성과 강점을 고려하여 적절하게 선택 및 조합할 때 산출물의 품질이 향상된다는 점이 강조되었다. 한편 개발자는 오류 해결, 반복적인 패턴 코드 작성, 데이터 조회를 위한 질의(query) 생성, 코드 작성 후 결과 검증 등 다양한 업무 상황에서 생성형 AI를 활용하고 있으며, 제안된 답변이 자신이 기대가 일치하는지 수동으로 확인하는 과정을 거친다고 응답하였다.

산출물 품질에 대한 우려는 LLM의 구조적 한계인 환각이나 맥락 손실 등은 최근 프롬프트 엔지니어링, RAG, 미세 조정(Fine-tuning) 기술을 통해 보완되고 있다. 그러나 산출물의 근거와 맥락 적합성에 대한 사용자의 2차 검증은 여전히 필수적이며, 생성형 AI 도구들(ChatGPT, Gemini 등)의 모델의 급격한 성능 고도화로 인해 활용 시점에 따라 사용자 경험과 인식에 차이가 발생할 수 있음을 고려해야 한다.

### 쟁점5: 조직의 지원

조직의 지원 측면에서 두 집단 모두 4점 미만으로 '현재 지원이 충분하지 않다'고 인식하고 있으나(IT 관리자 3.635 > 개발자 3.266,  $\Delta M=0.369$ ), 개발자의 불만이 더 크게 나타났다.

심층 면담에 참여한 대상자는 엔터프라이즈 버전 또는 유료 버전을 활용중이거나 적극 권장하는 기업에 재직 중인 IT관리자와 개발자였다. 이들은 생성형 AI 도구를 효과적으로 활용하기 위해 교육 지원이 필요하다고 강조했으며, AI 도구별 특징을 비교하고 분석하기 위해 여러 개의 유료 도구 구독료를 지원해 줄 것을 요청하고, 공용 계정 이 아닌 개인별 계정을 제공해 달라는 의견을 제안하였다. 일부 관리자는 AI 도구를 적극적으로 활용하여 가시적인 성과를 창출하고, 이를 바탕으로 경영진에게 유료 구독료 예산을 확보하고 싶거나, 엔터프라이즈 버전을 도입했으나 예상보다 낮은 활용도를 언급하며 개발자들의 적응 기간이 필요함을 언급하였다.

실무 개발 환경에서는 오류 해결을 위한 검색, 레퍼런스 탐색, 코드 초안 작성의 상당 부분이 이미 LLM기반 도구로 대체되고 있으며, AI 도구 활용 능력은 개발자의 선택

적 스킬이 아닌 필수 직무 역량으로 자리 잡았다. 따라서 기업은 AI 도입을 개인의 자율적 판단에 맡기기보다, 조직 경쟁력 확보 차원에서 공식적인 인프라 제공과 제도적 지원이 필요하다.

## V. Conclusion

### 1. Summary of the Study

본 연구는 생성형 AI 코딩 도구에 대한 IT관리자와 개발자의 인식 차이를 비교하고, 상호지향성 모형을 적용하여 비교 분석하였다. 분석 결과, 두 집단은 생성형 AI의 개발 업무 영향에 대체로 동의하나, 효과와 위험을 평가하는 수준 및 기준에서 유의미한 인식 차이가 확인되었다. 생산성 향상, 직무 불안정성, 법적·윤리적 쟁점, 산출물 품질, 조직의 지원 등 전 영역에서 객관적 일치도가 낮았고, 상대 인식에 대한 오해로 주관적 일치도와 정확도 수준 역시 충분히 확보되지 못하였다.

또한, 전반적으로 IT 관리자는 생성형 AI 코딩의 효과와 확산 가능성을 개발자보다 더 낙관적으로 평가한 반면, 개발자는 법적·윤리적 쟁점, 산출물 품질, 조직의 지원 등과 관련하여 상대적으로 신중하거나 거부감에 가까운 우려를 나타냈다. 이는 조직이 생성형 AI 도구의 무조건 활용 대신 개발 프로세스와 기반 환경, 역할 구조, 위험 관리 체계 등 개발 문화와 맥락에 맞게 정교하게 설계된 도입 및 운영 전략을 마련해야 함을 시사한다.

### 2. Implications of the Study

학문적으로 본 연구는 생성형 AI 코딩이라는 신기술 맥락에 상호지향성 이론을 적용함으로써, IT관리자와 개발자라는 두 이해관계자의 인식 구조와 관계성을 동시에 분석하는 틀을 제시하였다. 기존 생성형 AI 코딩과 관련 연구는 AI 도구의 활용적인 측면에 주로 초점을 맞추었다면, 본 연구는 동일한 이슈에 대해 두 집단이 무엇을 어떻게 다르게 해석하고 상호 인식하는지에 주목함으로써, 생성형 AI 코딩 도입을 기술 채택을 넘어 이해관계자 간 인식 정렬과 커뮤니케이션의 문제로 파악할 수 있는 이론적 관점을 제공하였다.

실무적으로 본 연구는 생성형 AI 코딩 도구의 도입·확산 과정에서 IT관리자와 개발자 간 인식 격차가 구조적으로 발생할 수 있음을 확인하였으며, 이에 대한 대응은 단순한 정보 공유를 넘어 커뮤니케이션 전략과 제도적 장치를 병행해야 함을 시사한다. 첫째, 조직은 도입 초기부터 두 집

단의 기대 수준과 우려 요인을 가시화하고 정렬하기 위해 정기 브리핑, 공동 워크숍, 피드백 세션 등 참여 기반 커뮤니케이션 체계를 운영할 필요가 있다. 특히 가이드라인 설계 시 보안·규정 준수 중심의 일방향 통제에 머무르지 않고, 개발자가 실제로 경험하는 업무 맥락과 도구 활용 방식, 법적·윤리적 위험 및 품질 검증 부담을 함께 반영해야 한다.

둘째, 인식 격차의 주요 배경으로 확인된 생산성 정의와 평가 기준의 불일치를 완화하기 위해 '생산성'을 단일 지표로 환원하기보다 다차원 성과지표 체계를 구축할 필요가 있다. 예컨대 프로젝트 관점의 지표(일정 준수, 리소스 효율)와 개발 실행 관점의 지표(결함률, 재작업률, 리뷰 통과율, 기술부채 관리 등)를 함께 활용하고, 지표 간 충돌 시 우선순위 조정 기준을 명확히 함으로써 두 집단이 공유 가능한 성과 기준을 마련해야 한다.

셋째, 개발자 집단에서 상대적으로 크게 나타난 법적·윤리적 우려를 완화하기 위해, 허용 도구 범위와 활용 절차, 검증 책임의 분담 구조를 문서화하고 준수 가능한 수준으로 표준화할 필요가 있다. 특히 승인된 도구·데이터·사용 범위, 산출물 검증 체크리스트, 기록·감사 체계를 포함한 운영 규정을 명확히 함으로써, 개인에게 귀속될 수 있는 책임 불확실성을 줄이고 현장의 방어적 활용을 완화할 수 있다.

넷째, 직무불안정성 인식이 양 집단 모두에서 중요한 쟁점으로 나타난 점을 고려할 때, 조직은 AI 도입을 '대체'가 아닌 '역할 재설계'와 역량 고도화의 과정으로 명확히 제시하고, 직무·직급별 역량 체계와 경력 경로를 함께 설계할 필요가 있다. 예를 들어 AI 활용 역량을 공식 평가·교육 체계에 포함하고, 시니어 인력에게는 검증·리뷰·거버넌스 역할을 강화하는 방식으로 역할 전환의 방향을 구체화한다면, 조직의 구조 재편에 대한 불확실성과 구성원의 불안을 동시에 완화하는 데 기여할 수 있다.

종합하면, 본 연구의 결과는 생성형 AI 코딩 도구의 성공적 정착을 위해 인식 정렬을 위한 커뮤니케이션 체계와 성과지표·책임분담·역량체계의 제도적 설계가 결합되어야 함을 보여준다. 이러한 병행 전략은 인식 격차에서 비롯되는 갈등과 오해를 줄이고, 조직 차원의 AI 거버넌스와 운영 성숙도를 제고하는 기반이 될 것이다.

정책적으로는 AI 기술 자체보다 확산과 활용 설계가 향후 경쟁력을 좌우하므로, 본 연구의 상호지향성 분석 결과를 바탕으로 조직 내부 이해관계자의 인식 구조를 고려한 설계가 필요하며, 이는 조직 내 활용 활성화와 국가 차원의 AI 경쟁력 강화로 이어질 것이다. 첫째, 우리나라 근로

자의 생성형 AI 활용률이 64%(업무용 51.8%)로 높으나 업무시간 단축 효과(3.8%)와 잠재 생산성 향상(1.0%)이 미미하여, 내부 AI 지침·거버넌스 정책을 통해 적용 범위·방법·책임 구조를 설계해야 한다. 둘째, 생성형 AI는 초급 개발자와 IT 관리자(마케팅·데이터 분석 업무)의 효율성을 높였으며(심층면담), 경력 초기 근로자의 업무시간 단축 효과가 크고 숙련도 격차를 완화하는 평준화 효과를 보인다. 이에 직군·직급별 교육 프로그램, 팀 모범 사례 공유, AI 활용 인정 평가·보상 체계, 업무 분장·책임 재공지가 요구된다. 셋째, 한국의 생성형 AI 도입 속도가 미국보다 빠르고 인터넷 도입 시 8배 수준이며, AI 가치는 혜택 확대에 있으므로, 국가 차원에서 중소기업·공공기관 대상 AI 컨설팅·PoC 지원, 산업·직무별 표준 시나리오·교육 커리큘럼 개발, 활용 역량 측정·감찰 지표 체계 구축, 모델 개발·인프라·사용자 간 균형 투자 정책이 필요하다[32,33].

### 3. Limitations and Future Research Directions

본 연구는 몇 가지 한계를 가진다. 첫째, 직무불안정성과 조직의 지원 변수들의 척도가 탐색적 연구의 최소 기준(0.60)을 넘었으나, 사회과학 분야의 표준 기준(0.70)에 도달하지 못했다. 이는 IT 산업의 특수성과 직무 환경의 복합적 맥락을 단일 차원으로 측정하는 과정에서 내적 일관성이 다소 약화된 것으로 판단된다. 둘째, IT관리자 그룹은 개발자 그룹보다 평균 연령과 근속 기간이 높아 두 그룹 간 특성 차이가 두드러진다. 따라서 확인된 인식 차이가 직무 역할의 차이인지 아니면 연령과 경력의 영향인지 구분하기 어렵다는 제한이 있다. 셋째, 생성형 AI 도구의 모델의 급격한 성능 고도화로 인해 활용 시점의 경험에 따라 데이터가 수집되었기 때문에 활용 경험이 상이할 수 있다.

향후 연구에서는 이러한 한계를 보완하기 위해 직무불안정성과 조직의 지원의 문항을 개선하여 측정이 필요하고 AI관련 개발 프로젝트에 대한 성공 요인을 추가한 후속 연구가 필요하다. 또한 생성형 AI 코딩에 대한 활용 단계(도입 전, 초기 도입기, 정착기 등)에 따라 IT관리자와 개발자의 인식 변화와 상호지향성을 추적하면 동적 구조를 규명할 수 있다. 이러한 후속 연구는 생성형 AI 코딩 도구 도입과 관련된 거버넌스 설계와 이해관계자 관리 전략을 보다 정교하게 설계하는 데 중요한 기여를 할 수 있을 것이다.

## REFERENCES

- [1] S&P Global Market Intelligence, "Generative AI market revenue projected to grow at a 40% CAGR from 2024-2029," S&P Global, June 3, 2025. <https://www.spglobal.com/market-intelligence/en/news-insights/research/generative-ai-market-revenue-projected-to-grow-at-a-40-cagr-from-2024-2029>
- [2] Stack Overflow, "2025 Stack Overflow Developer Survey," Stack Overflow, 2025. <https://survey.stackoverflow.co/2025/>
- [3] J. I. Noh and S. H. Han, "Perception gaps between the public and industry practitioners regarding the digital industry," *Journal of IT Services*, Vol. 22, No. 4, pp. 159-169, 2023. DOI: 10.9716/KITS.2023.22.4.159
- [4] M. Coutinho, L. Marques, A. Santos, M. Dahia, C. Franca, and R. de Souza Santos, "The role of generative AI in software development productivity: A pilot case study," arXiv preprint, 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2406.00560
- [5] McKinsey & Company, "Unleashing developer productivity with generative AI," McKinsey & Company, June 27, 2023. <https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/unleashing-developer-productivity-with-generative-ai>
- [6] A. Bahi, J. Gharib, and Y. Gahi, "Integrating generative AI for advancing agile software development and mitigating project management challenges," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 15, No. 3, 2024. DOI: 10.14569/IJACSA.2024.0150306
- [7] J. Becker, N. Rush, E. Barnes, and D. Rein, "Measuring the impact of early-2025 AI on experienced open-source developer productivity," arXiv preprint, 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2507.09089
- [8] Y. B. Cho, "Secure coding for SQL injection using generative AI," *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, Vol. 29, No. 9, pp. 61-68, 2024. DOI: 10.9708/jksci.2024.29.09.061
- [9] H. S. Jin, B. S. Yoon, and S. Y. Shin, "A study on policy directions for software talent development in response to generative AI," *Software Policy & Research Institute (SPRI)*, Apr. 29, 2024. <https://spri.kr/posts/view/23731>
- [10] F. Song, A. Agarwal, and W. Wen, "The impact of generative AI on collaborative open-source software development: Evidence from GitHub Copilot," arXiv preprint, 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2410.02091
- [11] M. Finio and A. Downie, "AI in software development," IBM Think, Retrieved Sep. 10, 2025, from <https://www.ibm.com/think/topics/ai-in-software-development>
- [12] Samsung SDS, "The future of software development driven by generative AI," Samsung SDS Insights, Mar. 4, 2024. <https://www.samsungds.com/kr/insights/the-future-of-software-development.html>

- [13] T. Mucci, "The future of AI: Trends shaping the next 10 years," IBM Think, Retrieved Sep. 10, 2025, from <https://www.ibm.com/think/insights/artificial-intelligence-future>
- [14] Samsung SDS, "What is Agentic AI? - The era of autonomous AI agents," Samsung SDS Insights, June 30, 2025. <https://www.samsungsds.com/kr/insights/agentic-ai-the-autonomous-era-of-artificial-intelligence.html>
- [15] K. S. Park, "AI agent vs. Agentic AI: Core technologies of the AI era arriving in two years," MODU Labs, Jan. 9, 2025. <https://modulabs.co.kr/blog/ai-agent-vs-agentic-ai>
- [16] Y. E. Park and H. C. Ahn, "Can generative AI replace human managers? The effects of AI-generated managerial responses on customers," Korean Knowledge Management Review, Vol. 24, No. 4, pp. 153-176, 2023. DOI: 10.15813/kmr.2023.24.4.008
- [17] D. Kim, "Will AI replace developers? The decline of junior web developers and the rise of strategists," Brunch, June 22, 2025. <https://brunch.co.kr/@denniskim7/890>
- [18] S. Y. Shin, B. S. Yoon, H. S. Jin, and Y. M. Cho, "A study on changes in software developer recruitment following the emergence of generative AI," Journal of Regional Informatization Studies, Vol. 28, No. 2, pp. 69-110, 2025. DOI: 10.22896/karis.2025.28.2.003
- [19] Deloitte Korea, "The future of generative AI in enterprises through scenario analysis: Strategies for resilience and adaptability," Deloitte Korea, Apr. 23, 2025. <https://www.deloitte.com/kr/ko/Industries/technology/analysis/future-generative-ai-enterprises-scenario-based-analysis.html>
- [20] S. S. Lee and S. J. Lee, "Big data analysis of AI hallucinations: Focusing on LDA topic modeling and sentiment analysis," Journal of the Korean Society of Industrial Security, Vol. 14, No. 2, pp. 153-168, 2024.
- [21] T. Stalnaker et al., "Developer perspectives on licensing and copyright issues arising from generative AI for software development," ACM Transactions on Software Engineering and Methodology, Advance online publication, 2025. DOI: 10.1145/3743133
- [22] J. M. Bang, "A preliminary study on the validity of the fair use doctrine in generative AI," European Constitutional Law Review (Korean Association), Vol. 44, pp. 269-303, 2024. DOI: 10.21592/eucj.2024.44.269
- [23] Samsung SDS, "Expectations and realities of generative AI," Samsung SDS Insights, May 8, 2024. <https://www.samsungsds.com/kr/insights/expectations-and-reality-in-generative-ai.html>
- [24] J. M. McLeod and S. H. Chaffee, "Interpersonal approaches to communication research," American Behavioral Scientist, Vol. 16, No. 4, pp. 469-499, 1973. DOI: 10.1177/000276427301600402
- [25] H. J. Cha, "A co-orientation study on perceptions of emerging infectious diseases," Journal of Consulting Convergence Research, Vol. 5, No. 3, p. 24, 2025.
- [26] Y. G. Sohn and S. B. Lee, "Mutual understanding and misunderstanding among stakeholders regarding environmental pollution," Journal of Public Relations Research, Vol. 28, No. 2, pp. 1-45, 2024. DOI: 10.15814/jpr.2024.28.2.1
- [27] J. H. Lee et al., "A comparative study on employee and security manager perceptions of security importance in remote work environments," Journal of the Korea Multimedia Society, Vol. 26, No. 12, pp. 1550-1562, 2023.
- [28] J. G. Lee, D. H. Min, and J. G. Yoo, "A co-orientation analysis of RPA adoption effects in SMEs," e-Business Studies, Vol. 23, No. 5, pp. 85-103, 2022. DOI: 10.20462/tebs.2022.10.23.5.85
- [29] H. J. Kwon and D. H. Min, "A co-orientation analysis of perceptions regarding remote work," Journal of Digital Convergence, Vol. 19, No. 2, pp. 83-92, 2021. DOI: 10.14400/JDC.2021.19.2.083
- [30] H. S. Jin, B. S. Yoon, and S. Y. Shin, "An analysis of the impact of generative AI on software developers' work," Software Policy & Research Institute (SPRI), Aug. 20, 2024. <https://spri.kr/posts/view/23769>
- [31] D. S. Lee, Y. G. Park, G. T. Oh, and H. J. Lee, "A study on artificial intelligence solution adoption intention in manufacturing SMEs," Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 30, No. 10, pp. 231-242, 2025. DOI: 10.9708/jksci.2025.30.10.231
- [32] D. H. Seo, S. I. Oh, and M. J. Kim, "Rapid diffusion of AI and productivity effects," Bank of Korea, Aug. 18, 2025.
- [33] Microsoft, "AI Diffusion Report: Where AI is most used, developed, and built," Microsoft, Oct. 31, 2025.
- [34] D. S. Lee, M. Y. Bang, and H. J. Lee, "Analyzing Key Factory for Ai-Based Smart Factory Adoption in SME Manufacturing," Journal of Korea Multimedia Society, Vol. 28, No. 12, pp. 1984-2003, 2025.

## Authors



Miyoung Bang received the Ph.D. degree in Digital Management from Korea University, 2026. She has 22 years of experience as a backend developer developing escrow and accounting systems.

She holds a master's degree in Computer Engineering from Kangwon National University and has professional experience as a Development Project Manager(PM) at Auction, eBay Korea, and CareDoc. Her research interests include AI, cloud computing, and anomaly detection.



Sungkap Park received the Ph.D. degree in Digital Management from Korea University, 2026. He is currently the Director of the Korea Institute of Information Security Management and a professional committee

member of the Korea Internet & Security Agency (KISA). He holds a master's degree in Computer and Information Science from Yonsei University and has professional experience at SK Infosec and the National Credit Union Federation of Korea. His research interests include information security, Cloud Computing, Blockchain, MyData, and artificial intelligence (AI).



Hanjin Lee received the B.S. in Sociology, M.S. degree in Communication from Yonsei University, Korea in 2006 and 2011. Furthermore he received the Ph.D. degrees in Digital Management, Korea University, 2021.

Dr. Lee's research interests are focused on AI biz innovation, as well as the intersection between user behavior and digitalization. He has gained 16 years experience in the e-Commerce industry (Naver, eBay, and Coupang Corp.).



Dongsu Lee received the Ph.D. degree in Digital Management from Korea University, 2025. He is currently a Professor and Director of the Network Center at the School of Medicine and Science, Gachon University.

He has previously served as an executive at major IT companies, including LG CNS, TmaxSoft, and Daewoo Information and his research interests include manufacturing AI and home healthcare AI.