

AI 동료 수용성 요인에 관한 연구: 직무 특성의 조절효과와 산업 특성에 따른 차이를 중심으로

A Study on the Acceptance Factors of AI Colleagues: Focusing on the Moderating Effect of Job Characteristics and Differences according to Industrial Characteristics

양재용(주저자) · 박광태(교신저자)
Jae-Yong Yang(First Author) · Kwangtae Park(Corresponding Author)

한양대학교 산업융합학부 School of Interdisciplinary Industrial Studies, Hanyang University(jyyang@hanyang.ac.kr)
고려대학교 경영대학 Korea University Business School(ktpark@korea.ac.kr)

본 연구는 AI 로봇에 대해서 인간 작업자가 느낄 수 있는 수용성 요인을 파악하고 직무 특성의 조절효과와 산업 특성에 따른 수용성 수준의 차이를 분석하는 것을 목적으로 한다. 이와 관련하여 기술수용모델, 알고리즘 회피 이론, 인간-로봇 상호작용 이론, 사회적 존재 이론, 직무-기술 적합성 이론 등 학제 간 이론적 논의를 통합적으로 고찰하여 측정모형과 측정지표를 개발하였다. AI 동료에 대한 수용성 요인으로는 신뢰도, 공정성 인식, 외형적 유사성, 감정적 거리감을 측정지표로 도출하였다. 국내 산업체 종사자들을 대상으로 설문조사를 실시한 결과, 공정성 인식과 감정적 거리감이 수용성에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 직무 특성이 신뢰도와 공정성 인식에 조절효과가 있는 것으로 나타났다. 또한 산업 특성의 측면에서 금융업은 제조업과 공공기관보다 높은 수용성을 보였고, 서비스업은 제조업보다 높은 수용성을 보였다. 본 연구는 AI 로봇의 수용성 결정요인과 직무 특성의 조절효과 및 산업 특성에 따른 차이를 규명함으로써 조직 설계와 AI 도입 전략에 대한 함의를 도출할 수 있을 것으로 기대한다.

주제어: AI 동료 수용성, 기술수용모델, 알고리즘 회피 이론, 인간-로봇 상호작용 이론, 사회적 존재 이론, 직무-기술 적합성 이론

This study aims to identify the factors that influence human workers' acceptance of AI robots and to analyze the moderating effect of job characteristics and differences across industrial sectors. To this end, a measurement model and corresponding indicators were developed by comprehensively reviewing interdisciplinary theoretical backgrounds, including the Technology Acceptance Model, Algorithm Aversion Theory, Human - Robot Interaction Theory, Media Equation Theory, and Task - Technology Fit Theory. The acceptance factors for AI colleagues were operationalized using measurement indicators reflecting trustworthiness, perception of fairness, external similarity, and emotional distance. Based on a survey conducted among workers in Korean industries, the perception of fairness and emotional distance were found to have a significant effect on acceptance. Job characteristics were found to exert a moderating effect on the relationship between trustworthiness and acceptance, and between the perception of fairness and acceptance. Furthermore, the financial industry exhibited higher acceptance than both the

manufacturing and public sectors, and the service industry showed higher acceptance than the manufacturing sector. This study is expected to provide practical implications for organizational design and AI adoption strategies by identifying the determinants of AI robot acceptance, validating the moderating role of job characteristics, and quantifying industry-specific differences in acceptance levels.

Keyword: AI Colleagues Acceptance, Technology Acceptance Model, Algorithm Aversion, Human-Robot Interaction, Media Equation Theory, Task-Technology Fit

1. 서론

인공지능(Artificial Intelligence: AI)이 인간과 상호작용하는 시대가 도래하고 있다. 특히 기업 조직 내에서 AI 로봇은 인간 작업자와 다양한 업무를 수행하는 사례가 확대되고 있다. 제조현장의 협동로봇(Co-bot), 사무업무 보조 AI, 팀 기반 프로젝트 수행에서의 AI 에이전트 등이 대표적인 사례이다(김민성, 2023; 정경화, 2025; 조영우 외, 2023; Frick, 2015; Jiahe et al., 2025; Shipps, 2024).

AI 로봇을 산업현장에 도입하는 흐름과 관련하여 다양한 관점의 논의가 있다. 긍정적 대체론, 비판적 위협론, 그리고 협업적 상호작용론이 그것이다.

긍정적 대체론은 AI 로봇의 도입이 단순한 기술적 진보를 넘어 사회 전반의 생산성과 효율성을 획기적으로 향상시킬 수 있는 전환점으로 바라본다. AI 로봇은 인간이 수행하기에는 비효율적이거나 반복적이며, 때로는 위험한 작업 환경에서 탁월한 성과를 발휘할 수 있다(Wuman et al., 2008). 로봇 밀도가 높은 국가일수록 제조업 부문의 단위 시간당 산출량이 높은 것으로 알려져 있다(Graetz and Michaels, 2018). AI 로봇의 도입은 새로운 직무와 산업 영역이 형성되는 긍정적 결과로도 이어질 수 있다. 과거 IBM Watson의 개발 과정에서 의료 전문가, 언어 학자, 데이터 윤리 전문가 등 새로운 직업군이 등장한

바 있다(Brynjolfsson and McAfee, 2014). 미국 노동부도 향후 10년 간 IT 개발 및 데이터 사이언스 등 AI 관련 직종이 가장 빠르게 성장할 분야로 전망하고 있다(U.S. Bureau of Labor Statistics, 2025). 또한 단순히 경제적 효율성을 넘어 삶의 질 향상에도 긍정적 영향을 미칠 것으로 예상된다. 고령화가 심한 국가에서는 간병 로봇, 재활 로봇, 감정 인식 기반의 케어 봇 등 다양한 형태의 사회복지용 로봇이 인간의 역할을 보완하기 시작했다(Broadbent et al., 2009).

비판적 위협론은 AI 로봇이 노동시장, 인간 정체성, 사회 구조 전반에 걸쳐 부정적 영향을 미칠 것에 대한 우려를 제기한다. AI 로봇 기술은 반복적이고 규칙 기반의 작업 대체에 유용하다. 미국에서는 1,000명 당 로봇 1대가 도입될 때마다 고용률이 0.39% 감소하고, 임금은 0.77% 감소한다는 통계가 있다(Acemoglu and Restrepo, 2020). AI 로봇이 인간을 물리적으로 대체할 뿐 아니라 인지적, 감성적 역할까지 수행하면서 인간의 고유성과 역할에 대한 근본적 의문도 제기된다(남상희&문혜진, 2025; Broadbent et al., 2009). AI 로봇이 예기치 못한 오류, 편향, 오작동에 노출될 가능성도 있다(Besigomwe, 2025; Yu et al., 2025). 자율주행자동차와 같이 자율적 판단 능력을 갖춘 시스템이 점차 확산되면서 교통사고에 대한 책임 주체가 불분명해지는 문제가 발생한다(Liu, 2024). 이와 함께 의료, 교통, 금융 등 핵

심적인 사회 인프라에 AI가 통합될 수록 시스템 장애나 해킹 등 기술적 충격에 대한 회복탄력성 이슈가 제기된다(김은경, 2025; Brown, 2020; Yu et al., 2025).

최근 들어 인간과 AI가 상호 보완적인 역할을 수행하며 협업할 수 있다는 협업적 상호작용론이 주목받고 있다(Othman and Yang, 2023). 이 관점은 단순한 기술적 통합이 아니라 인간의 창의성과 판단력, 로봇의 반복성과 정확성을 결합한 새로운 노동의 패러다임을 제시한다. AI 로봇과 인간 간의 협력이 이루어지기 위해서는 기존 직무의 구조적 재설계가 필요하다. 전통적인 직무는 인간의 수행을 전제로 설계되나 로봇과 협업하는 상황에서는 업무흐름, 작업 책임, 의사소통 방식 등이 새롭게 조정되어야 한다. 협업 기반의 AI 도입이 성공적으로 이루어지기 위해서는 기술적 적합성 뿐만 아니라 인간 작업자의 심리적 수용성이 중요하다. 인간은 로봇 시스템의 성능과 협업 환경으로부터 로봇에 대한 신뢰를 형성하는데, 이러한 신뢰의 형성이 과도하거나 반대로 부족할 경우 협업은 목적인 바를 달성하기 어렵게 된다(Hancock et al., 2011). 그렇기 때문에 사용자 친화적 인터페이스 기반의 로봇 설계는 인간 작업자가 로봇과의 상호작용을 자연스럽게 받아들이고 장기적으로 협업에 대한 긍정적 태도를 형성하는데 기여한다(조영우 외, 2023). 인간-로봇 협업(Human-Robot Collaboration: HRC)의 지속을 위해서는 교육, 훈련, 노동 규범, 안전 기준 등 제도적 기반과 함께 책임성과 윤리적 원칙이 보장되어야 한다. 유럽연합은 HRC를 전제로 안전확보를 위한 공동 작업 기준(ISO 10218)을 마련하고, 직무 재교육 프로그램이 정책적으로 시행될 필요성을 제기하고 있다(Shea, 2025). 이는 AI 로봇이 단순한 도구를 넘어 사회적 파트너로 기능할 수 있는 제도적 환경 조성

이 필요함을 보여준다.

실제로 AI 도입의 결과가 어떠한 방향으로 이어질지는 예측하기 어렵다. 본 연구는 현 시점을 AI로봇과 인간 간의 협업을 거스를 수 없는 단계로 진단하고, AI로봇의 도입 성과가 성공적이기 위해서는 인간 작업자와 협력적인 동료 관계의 형성이 필요하다고 본다. 이러한 배경 하에 본 연구는 인간 작업자가 AI 로봇을 동료로서 수용하는 데에 영향을 미치는 요인들에 관련한 연구의 필요성을 제기한다.



〈그림 1〉 연구절차

본 연구의 목적은 AI 로봇에 대해서 인간 작업자가 동료로서 느낄 수 있는 수용 요인을 파악하고, 인간 작업자의 직무 특성에 따른 조절효과와 재직 기업의 산업 특성에 따른 수용성 수준의 차이를 분석하는 것이다. 이를 위해 〈그림 1〉과 같은 절차로 연구를 수행하였다.

본 연구는 기술수용모델, 알고리즘 회피이론, 인간-로봇 상호작용 이론, 사회적 존재 이론, 기술-직무 적합성 이론 등 학제 간 이론적 논의를 통합적으로 고찰하여 측정지표를 개발하였다. 선행문헌을 통해 AI 로봇에 대한 신뢰도, AI 로봇이 인간보다 긍정하게 행동할 것이라는 인식, 인간과 AI 로봇의 외형적 유사성, AI 로봇에 대해서 느끼는 감정적 거리를 AI 로봇에 대한 인간 작업자의 수용성에 영향을 미치는 요인으로 도출하였다. 측정모형은 신뢰도,

공정성 인식, 외형적 유사성, 감정적 거리감의 4개 요인을 독립변수로 설정하고, 인간 작업자가 재직 중인 기업의 산업 특성을 더미변수로 설정하였으며, 직무 특성을 조절변수로 설정하여 설계하였다.

본 연구는 AI 로봇의 수용성 결정요인과 직무 특성의 조절효과 그리고 산업 특성에 따른 수용성 수준의 차이를 규명함으로써 AI와 인간과의 상호작용과 협업에 관한 기존의 연구에서 측정도구로 사용되고 있는 수용성 요인들을 하나의 모형으로 통합한 접근을 시도했다는 점에서 연구의 차별성이 있으며, 연구의 결과를 통해서 AI와 인간과의 협업의 시대에 조직 설계와 AI 도입 전략에 대한 함의를 도출할 수 있을 것으로 기대한다.

II. 이론적 배경

AI는 인간이 정의한 특정한 목표에 따라 예측, 추천, 결정을 수행할 수 있는 기계 기반의 시스템으로 정의할 수 있다(OECD, 2019). Bekey(2005)는 AI 로봇을 특정 환경에 위치하면서 주변 환경을 감지하고 그에 따라 행동하는 시스템으로 자율성과 판단 능력을 갖춘 존재로 정의하고 있다.

로봇이 조직 내 협업 주체로 등장함에 따라 인간 작업자의 심리적 수용성과 관련된 이론적 논의가 중요해지고 있다. 단순한 기술의 성능이나 효율성 뿐 아니라, 사용자가 AI로봇을 어떻게 인식하고 받아들이는지를 설명할 수 있는 다층적 이해가 요구된다. 이와 관련하여 AI 알고리즘이 효율적이고 편견이 없다는 인식과 함께 직관이나 감정, 사회적 인식 능력이 부족하다는 인식이 공존한다는 선행연구(Lee, 2018)에 근거하여 본 연구에서는 AI 로봇의 수용성에 영

향을 미치는 요인으로 AI 로봇의 신뢰도, 공정성 인식, 외형적 유사성, 감정적 거리감을 고찰하였다.

2.1 신뢰도 및 공정성 인식

신뢰는 협업의 기반이다(Lee, 2018). 이는 인간 작업자와 AI 로봇 간의 관계에서만 요구되는 것이 아니라 조직과 조직, 인간과 인간 간의 협업에 있어서도 필수적인 전제조건이다. 즉, 신뢰는 협업의 선행 요인이고, 협력 주체 간의 정보공유는 신뢰를 형성하는 요인 중의 하나이다(김태웅, 2012).

앞에서 정의한 바와 같이 AI 로봇은 새로운 기술이 적용된 정보 시스템이라는 관점에서 인간 작업자가 AI 로봇에 대한 신뢰를 형성하는 문제는 TAM 이론의 인지된 유용성(perceived usefulness)과 같이 특정 기술의 사용이 자신의 직무 성과를 향상시킬 것이라는 인지적 요소에 해당한다.

인지된 유용성은 특정 시스템을 사용하면 자신의 업무 성과가 향상될 것이라고 믿는 정도로 정의된다. Davis(1989)는 업무 성과의 향상은 직무 효율성, 생산성 및 시간 절약, 업무에 대한 시스템의 중요성의 측면으로 세분화할 수 있다고 하였다. 이러한 관점에서 AI 로봇과의 협업이 직무를 수행하는 데에 효율성을 증가시키고, 기존의 직무 수행 방식에 비해서 시간을 절약하여 생산성을 높이고, 직무 성과 창출에 중요한 기능을 한다고 인지한다면, 인간 작업자는 AI 로봇과의 협업을 긍정적으로 받아들일 것이다. Venkatesh and Davis(2000)는 인지된 유용성의 결정 요인으로 직무 적합성과 결과 품질을 제시하였다. 직무 적합성은 특정 시스템이나 기술이 자신의 업무 과업과 얼마나 관련이 있다고 인식하는지를 의미한다. 반면 결과 품질은 사용자가 정보 시스템을 통해 생성하거나 수행한 결과물의 정확성, 완성도,

효율성 등을 평가하는 기준이다.

Lin et al.(2025)는 AI에 대한 신뢰가 직원과 조직의 혁신에 유의한 영향을 미치고 있음을 실증하였다. 이민영 외(2022)는 기술에 대한 신뢰수준이 높을수록 알고리즘에 기반한 로봇의 판단에 대한 수용도가 높고, 그와 반대로 기술에 대한 신뢰수준이 낮을수록 로봇의 판단에 인간과 같은 전문적 지식이 적용되어야 수용도가 높아진다는 실험결과를 제시하였다. 이원준(2024)은 신뢰가 AI 멘토의 효능감에 긍정적 영향을 주는 요인임을 실증하였고, 최상묵&최도영(2025)은 서비스 로봇에 대한 고객의 신뢰는 서비스를 제공하는 직원에 대한 신뢰로 이어짐을 실증하였다.

이상과 같이 인지된 유용성의 개념과 결정 요인들은 기술에 대한 신뢰를 형성하는 요인과 맥락적으로 연결되어 있다. 따라서 본 연구에서는 협업 대상에 대한 신뢰도가 AI 동료에 대한 수용에 영향을 미칠 수 있다는 가정 하에 다음과 같이 가설을 설정하였다.

H1: AI 로봇에 대한 신뢰도는 AI 동료 수용성에 양(+)의 영향을 미칠 것이다.

AI 로봇이 인간과의 협업 목표와 관련하여 예측, 추천, 결정 등 자율적인 판단능력을 갖춘 존재라는 측면에서 인간 작업자의 입장에서는 협업 과정에서의 AI 로봇의 판단과 행동이 자신의 직무성공을 공정하게 평가할 수 있는 결과로 이어지기를 기대하게 된다. 그런데 선행문헌에 따르면, 인간은 AI 로봇의 판단과 행동에 대해 전적으로 의존하지 않으며 상황적 요인에 따라 AI 로봇의 공정성을 다르게 인식하는 경향이 있다.

알고리즘 회피(Algorithm Aversion) 이론에 따르면, 인간은 의사결정에 있어서 AI에게 전적으로 의

존하지 않고, 종종 인간 의사결정자의 재량권을 선호하는 경향을 보인다. 알고리즘 회피 경향은 기계에 대해 더 높은 완벽성을 기대하는 측면과 공감과 인간의 자율성을 더욱 중시하는 측면으로 나누어 살펴볼 수 있다.

인간은 알고리즘이 자신보다 더 정확한 예측을 제공한다는 사실에도 불구하고 오류를 범하게 되면, 알고리즘에 대한 신뢰를 철회하고 자신의 판단을 선호하는 경향을 보인다(Dietvorst et al., 2015). 이는 인간이 기계에 대해 더 높은 완벽성을 기대하는 기준을 갖고 있음을 의미한다. 반면 사회적 맥락에서 인간은 의사결정 과정에서 공감과 자율성을 중시하고(Heßler et al., 2022), 의사결정을 통한 업무의 분배와 결과에 대한 책임으로부터 야기되는 부담을 덜기 위하여 인간 의사결정자를 더욱 선호하게 된다(Gazit et al., 2023). 이는 인간이 알고리즘 자원에 의존하는 경향에도 불구하고 자신의 의사결정 권한을 완전히 포기하는 데는 소극적 태도를 보이는 것과 맥락적으로 연결된다(Chugunova and Sele, 2022).

알고리즘에 대한 회피 또는 의존에 대한 실험적 증거는 영역과 맥락에 따라 다르게 나타날 수 있다. 자산운용사가 금융의사결정에서 AI를 활용하고 있음을 공개할 경우 투자자는 제공되는 정보의 중요성을 낮게 평가하여 투자금의 규모를 줄이거나 추가적인 투자에 보수적으로 접근하는 행태를 보인다(Downen et al., 2024). 반면 젊은 계층의 투자자들은 알고리즘을 펀드 매니저의 경쟁자라기보다는 보조 수단으로 인식함으로써 알고리즘 회피 경향을 보이지 않는다(Germann and Merkle, 2023). 기계의 오류보다 자신의 오류에 대해서 상대적으로 관대한 태도가 알고리즘 혐오를 부추기고(Dietvorst et al., 2015), 도덕적 의사결정에서 있어서 사람들은 인간 의사결

정권자의 재량권을 더욱 선호하지만(Jauernig et al., 2022), 차별이 가능한 상황에서 사람들은 인간의 판단보다 알고리즘 평가를 선호하는 경향이 있다(Jung and Seiter, 2021).

최근의 연구에서는 AI 기반 시스템의 학습 능력을 보여주는 것이 알고리즘 혐오를 완화시키는 것으로 나타난다(Berger et al., 2021). 즉, 알고리즘이 학습을 통해 오류를 개선하고 결과물의 품질이 높아진다는 인식이 알고리즘 회피를 감소시킬 수 있다는 것이다(Reich et al., 2023).

이상과 같이 알고리즘 회피 이론은 기계에 대한 인간의 기대 심리와 함께 인간 스스로의 자율성에 기초하고 있다. 자율성의 측면에서 인간은 도덕적 우월감 인지로 인해 알고리즘 회피 경향을 보이지만, AI 로봇이 인간보다 공정한 결정과 행동을 보일 것이라는 기대에 따라 회피 경향을 완화한다. 따라서 본 연구에서는 협업이 이루어지는 상황에 따라 의사결정과 행동의 과정에서 보여주는 공정성 인식이 AI 동료에 대한 수용에 영향을 미칠 수 있다는 가정 하에 다음과 같이 가설을 설정하였다.

H2: AI 로봇에 대한 공정성 인식은 AI 동료 수용성에 양(+)의 영향을 미칠 것이다.

2.2 외형적 유사성과 감정적 거리감

인간 작업자와 AI 로봇의 협업에서 추가로 고려해야 할 사항은 의사소통 경로이다. 이는 여타의 정보 시스템과 달리 AI 로봇은 인간처럼 자율적인 판단능력을 갖춘 존재라는 것에 기인한다. 인간-로봇 상호작용(Human-Robot Interaction: HRI)은 인간과 로봇이 물리적, 정서적, 기능적으로 상호작용하는 과정을 다루는 학제 간 연구분야이다. 로봇공학, 인지

심리학, 인간공학, 사회학 등의 학문영역을 아우른다. HRI는 단순한 명령-응답 관계를 넘어, 로봇이 인간과 협업(collaboration)하고, 역할을 분담(co-working)하며, 상호신뢰(mutual trust)를 형성할 수 있는 감성적 조건을 탐색한다.

Mavridis(2015)는 인간과 로봇 사이의 소통을 위해서는 로봇이 얼굴 표정, 제스처, 음성과 같은 다양한 감지양식을 구현하는 기술이 중요하다고 보았다. 김다혜 외(2024)는 인간은 외형적으로 기계적인 로봇보다 자신과 유사한 의인화된 로봇에 더 친밀감을 느끼는 것으로 분석하였다. Waytz et al.(2014)는 자율주행차가 인간과 유사한 외형, 언어 표현, 감정 반응을 보일수록 사용자의 신뢰와 정서적 수용도가 높아진다는 실증연구 결과를 제시한 바 있다. 강인성 & 나건(2022)은 외관이 서로 다른 두 개의 로봇에 대해 사용자가 느끼는 인식을 조사하여 로봇이 지니고 있는 외형적 특성이 사용자 인식에 영향을 미치고 있다는 결과를 도출하였다. Kodur et al.(2025)는 인간과 로봇 간에 업무와 관련한 의사소통 시 사용한 언어의 난이도와 존재의 수준에 따라 업무 수행의 결과가 달라진다는 실험결과를 제시함으로써 로봇 설계 과정에서 인간과 로봇 간의 상호작용 방식을 고려해야 할 필요성을 제기했다. 이는 로봇의 시각적 외관에 기초한 물리적 상호작용이 로봇에 대한 인간의 인식에 영향을 미칠 수 있음을 시사한다(Pinney et al., 2022).

이와 같이 로봇의 외형적 조건은 상호작용 하는 인간의 인식에 영향을 미친다. 특히 의인화된 AI 로봇은 서비스 과정에서 사회적 존재감을 부여하고, 이는 인간으로 하여금 로봇이 제공하는 서비스 경험에 우호적 태도를 갖도록 만든다(Wang et al., 2025). 로봇이 인간에게 서비스를 제공하는 형태와 반대의 경우에도 유사한 상호작용 형태가 나타난다. 유아의

형태와 목소리를 가진 베이비 로봇은 그렇지 않은 로봇보다 인간의 정서를 자극하여 돌봄 행동을 더욱 촉진한다는 것이다(Feng et al., 2025).

이상과 같이 HRI 이론은 AI 로봇과 인간 간의 외형적 유사성이라는 감성적 요소가 협업 상황에서 의사소통을 촉진함으로써 AI 로봇 수용성에 영향을 미친다는 이론적 근거로 활용될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 인간과 외형적 유사성 수준이 AI 동료에 대한 수용에 영향을 미칠 수 있다는 가정 하에 다음과 같이 가설을 설정하였다.

H3: AI 로봇의 외형적 유사성은 AI 동료 수용성에 양(+)의 영향을 미칠 것이다.

사회적 존재 이론은 사회적 맥락이 미디어 선택에 어떠한 영향을 미치는지에 초점이 맞춰져 있는 연구 분야이다. 사회적 존재감은 상호작용에서 상대방의 현저성(salience) 정도와 그에 따른 대인관계의 현저성으로 정의된다(Short et al., 1976). 사회적 존재 이론은 사회적 상호작용을 구체화함에 있어서 기술이 사회적 인지의 특정 측면에 어떻게 영향을 미치고, 그 영향을 왜곡하고 향상시킬 수 있는지를 조명한다(Biocca and Harms, 2002). 따라서 협업 관계에서 AI를 인간과 같은 사회적 존재로서 인식하는지를 파악할 필요가 있다.

Reeves and Nass(1996)는 인간이 컴퓨터 또는 텔레비전과 같은 비인간적 기술 매체에도 사회적 반응을 보이는 경향이 있음을 발견했다. 그들은 사용자가 컴퓨터의 성능을 평가함에 있어서 성능을 평가 받는 컴퓨터에게 직접 평가 점수를 입력한 그룹이 다른 제3자 컴퓨터를 통해서 평가 점수를 입력한 그룹보다 관대한 평가를 내렸다는 실험 결과를 통해 컴퓨터와 같은 매체를 상대로도 예의를 지키는 정서적 반

응이 유발됨을 발견하였다. 이러한 반응은 인간이 기술 대상을 사회적 존재로 간주한다는 심리적 작용이 발현되는 것으로 볼 수 있다. 즉, 사람들은 기술 매체와 상호작용할 때, 그 대상을 실제 사람처럼 대하고 감정, 신뢰, 예의 등 사회적 규범을 적용한다는 것이다.

사회적 존재감을 구성하는 주요 개념에는 친밀감(intimacy)과 즉시성(immediacy)이 있다(Short et al., 1976). 친밀감은 상호 간의 눈맞춤, 근접성, 대화 주제 간의 함수관계에 근거하고, 즉시성은 의사소통자와 수신자 사이의 심리적 거리에 근거한다. 이는 사회적 존재감이 사회적 상호작용의 결과로 친밀감과 즉시성 수준에 기여하고, 사용자는 상호 간에 언어적 방식 뿐만 아니라 물리적 접근성이나 사진, 표정 등과 같은 비언어적 방식으로도 소통할 수 있음을 시사한다(Gunawardena, 1995).

사회적 존재감의 개념은 온라인 교육 환경이나 개인과 집단이 소통하고 경험을 공유하는 SNS와 같은 가상 환경에서 사용자의 행동을 연구하는 데에도 활용되고 있다. Tu and McIsaac(2002)는 온라인 교육 환경에서 적절한 컴퓨터 기반의 의사소통 매체를 선택하고, 수업 설계에 적합한 교육 요소를 적용함으로써 사회적 존재감이 촉진될 수 있다고 보았다. Chang and Hsu(2016)은 SNS와 같은 매체의 사회적 실재가 발신자가 생성한 콘텐츠에 대한 수신자의 이해에 영향을 미치고, 이는 다시 사회적 상호작용에 참여하는 사용자의 감정을 향상시킨다고 하였다. Ose-Frimpong and McLean(2018)은 소셜 미디어 사용의 증가로 인해 타인으로부터 받는 심리사회적 영향이 커짐에 따라 사회적 존재감과 사용자의 소셜 브랜드 참여 사이에는 강력한 상관관계가 생기게 된다고 하였다.

이상과 같이 사회적 존재 이론은 인간 작업자가 AI 로봇에게 느끼는 감정적 거리감이 수용성에 영향

을 미친다는 이론적 근거로 활용될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 사회적 존재 이론을 토대로 감정적 거리감이 AI 동료에 대한 수용에 영향을 미칠 수 있다는 가정 하에 다음과 같이 가설을 설정하였다.

H4: AI 로봇에 대한 감정적 거리감은 AI 동료 수용성에 음(-)의 영향을 미칠 것이다.

2.3 산업 특성

기업의 사업 성과 또는 혁신 성과는 모든 기업에게 일률적으로 나타나지 않는다. 기업의 성과에 영향을 미치는 요인은 기업이 보유하고 있는 자원 특성에 기인하는 경향이 크지만, 그 기업이 속한 산업적 특성 또한 무시할 수 없는 영향 요인이다(McGahan and Porter, 1997; Porter, 1980). 시장 매력도와 경쟁 강도와 같은 시장구조 특성과 첨단기술 및 저기술과 같은 산업의 기술적 특성에 따라 기업의 제품 및 공정 혁신, 경영성과에 차이가 나타난다(윤명출&송영렬, 2014; 전성일 외, 2010; Bughin et al., 2018; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

최근의 연구에서도 이러한 특성이 연구결과에 다양하게 반영되고 있다. 정예원 외(2025)는 기업의 디지털 활동 역량이 기업의 재무 성과에 미치는 영향은 IT 산업에서 유통산업보다 더 크게 나타나는 것으로 보고하였다. 이는 IT 산업이 디지털 기술의 도입과 구성원의 활용도가 상대적으로 더 적극적이고 활발한 것에 기인한다. 유관령&이태희(2024)는 금융산업이 유통산업보다 ESG 경영 성과가 더 높게 나타나는 것을 실증하였다. 이는 ESG 경영의 필요성이 투자자 관점에서 촉발된 것과 관련이 있다. 김경아&유원규(2025)는 산업특성에 따른 R&D 집약도가 다르고 이러한 특성에 의해 정부의 기술혁신정책 지원이 기

업의 디지털 전환과 제품혁신에 미치는 성과가 다르게 나타나는 것을 발견했다.

국내의 산업별 AI 도입 사례를 살펴보면, 제조업에서는 제품 생산 자동 제어 시스템 기반의 스마트 팩토리 구축과 AI 빅데이터 분석을 통한 문제 해결 기반의 생산성 향상 추진이 이루어지고 있고, 금융업에서는 AI 챗봇 운영을 통한 개인 맞춤형 서비스와 머신러닝 기반의 투자 플랫폼이 도입되고 있다. 이커머스 등 유통을 중심으로 한 서비스업에서는 고객 데이터를 수집하여 고객 행동 패턴을 분석하고 수요를 예측하는 것에 AI를 활용하고 있다. 이 중에서 금융업종은 타업종에 비해 AI 도입이 일찍 이루어졌고, 그에 따른 영향도 크게 나타나고 있다. 실제로 챗봇 기반의 AI 상담 서비스 출시 이후, 국내 은행 영업점수는 2022년 말 기준 5,800개로 COVID-19 발생 시점인 2019년과 비교 시 13.5%(909개)가 감소하였다(장종원, 2024).

국내에서는 산업 별로 AI의 도입 시기와 도입률에 차이를 보이고 있다. 관련 보고서와 매체마다 다소 상이한 데이터를 제시하고 있지만, 공통적으로 정보통신 서비스 부문과 금융 및 보험업 부문에 비해서 제조업 분야는 AI 도입률이 현저히 낮은 것으로 보고되고 있다. 특히 제조업의 AI 도입이 저조한 이유는 적합한 정보 및 인프라 부족, 전문 인력 부족, 양질의 AI 기술 및 서비스 부족, 그리고 자금부족으로 파악되고 있다(김은영, 2025; 주문정, 2025; Jie, 2025).

이상과 같이 산업별 AI 도입률의 차이는 AI 로봇과의 협업에 있어서 인간 작업자가 느끼는 수용 인식에 영향을 미칠 것으로 예상된다. 이는 새로운 정보시스템의 사용 경험이 수용 인식을 조절한다는 선행 문헌(Venkatesh and Bala, 2008; Venkatesh and Davis, 2000)을 고려했을 때, 인간 작업자가

근무하는 기업 조직이 속한 산업특성을 고려할 필요성을 제기한다. 따라서 본 연구에서는 산업 특성이 AI 동료 수용에 영향을 미칠 수 있다는 가정 하에 다음과 같이 가설을 설정하였다.

H5: 재직 기업의 산업 특성에 따라 AI 동료 수용성에 유의한 차이가 있을 것이다.

2.4 직무 특성

인간 작업자의 직무 특성도 AI 로봇에 대한 수용성 인식에 차이를 보일 것으로 예상된다. 정보기술의 성과 기여는 해당 기술이 개인의 직무 특성과 얼마나 잘 부합하는가에 달려 있다(Goodhue and Thompson, 1995). 즉, 기술이 아무리 뛰어난 기능을 갖추고 있더라도 사용자의 업무 요구나 작업 방식과 조화를 이루지 못하면 효과적인 활용이 어려우며, 결과적으로 수용 성과에도 부정적인 영향을 미칠 수 있는 것이다. 이러한 관점은 직무-기술 적합성(Task-Technology Fit: TTF)이론에 근거하며, TAM의 인지된 유용성 개념과도 맥락을 같이 한다(Howard and Hair Jr., 2023; Venkatesh and Davis, 2000).

TTF 이론은 직무의 유형에 따라 요구되는 정보의 복잡성, 상호작용의 수준, 정형성과 비정형성, 의사결정 방식 등에 따라 적합한 기술 특성이 다르다고 본다. 즉, 기술이 직무에 부합할수록 사용자의 인지적 부담이 줄고, 성과가 향상되며, 기술에 대한 긍정적인 태도와 수용 의도가 높아진다는 것이다.

Dishaw and Strong(1998)은 소프트웨어 개발자가 소프트웨어 툴을 선택함에 있어서 해당 툴의 기술 가능성과 자신의 과업 간의 적합성을 기준으로 판단한다는 사실을 검증하였다. 구성환&신민수(2013)는 모바일 오피스 시스템은 이동성 직무 특성을 갖는

직원과 직무-기술적합성이 크다는 사실을 증명했다. Alyoussef(2023)는 온라인 교육 시스템의 기술적 특성은 수강생의 인지된 사용용이성과 인지된 유용성에 영향을 주는 것으로 파악했다. Koh and Yuen(2025)은 자율주행 배송 로봇이 소비자의 과업 요구사항(편리성, 정확성, 보안성)에 얼마나 부합하는지에 따라 로봇과 인간 간의 상호작용품질에 영향을 미친다는 것을 실증하였다. Chakraborty et al.(2025)는 개인화 추천 및 검색 최적화 등 쇼핑 플랫폼의 AI 기술 특성과 소비자의 쇼핑 목표 간의 적합성 수준이 인지된 유용성에 유의한 영향을 미치는 것을 확인하였다. Przegalinska et al. (2024)는 생성형 AI가 루틴한 분석적 과업에는 성과가 높은 반면 창의적인 과업에는 성과가 상대적으로 낮다는 실험결과를 제시했다. 이한신&김관수(2019)는 사용자의 기술준비도에 따른 기술역량이 새로운 기술에 대한 저항을 완화시킨다는 연구결과를 제시했다. Pan(2020)은 학습자의 기술적 효능감이 기술 기반의 자기주도 학습 태도와 유의한 관련성이 있는 것을 실증하였고, Zhang et al.(2025)는 교사의 기술역량이 기술 수용에 긍정적인 영향을 미치는 것을 실증하였다. 이러한 연구결과들은 AI 로봇의 기술적 특성과 관련하여 인간 작업자가 수행하는 직무 특성이 수용성에 유의한 영향을 미칠 수 있음을 시사한다.

상기와 같이 정보 시스템의 기술적 특성은 사용자의 직무 요구와 직무 수행 특성에 따라 적합도가 다르게 나타날 수 있다. 직무 특성이 데이터 분석에 직접적인 연관성이 높은 인간 작업자의 경우 그렇지 않은 작업자보다 데이터 분석과 관련한 기술적 역량 수준이 높을 것으로 가정할 수 있다. 이러한 경우 데이터 분석 기술을 기반으로 하는 AI 로봇과의 협업을 수용할 가능성은 상대적으로 높을 것이기 때문에 수용성에 영향을 미치는 심리적·인지적 선행요인들에

대한 의존도가 크지 않을 가능성 또한 가정할 수 있다. 이와 반대로 인간 작업자의 직무 특성이 데이터 분석과 같은 기술적 특성보다는 정서적 공감과 상호작용을 중요시할 경우에는 AI 로봇과 협업하기 위해서는 신뢰도, 공정성 인식, 외형적 유사성, 그리고 감정적 거리감과 같은 선행요인에 대한 의존도가 상대적으로 높을 것으로 가정할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 인간 작업자의 직무특성에 따라 AI 동료 수용에 영향을 미치는 정도가 다를 수 있다는 가정하에 다음과 같이 가설을 설정하였다.

- H6a: 데이터 분석 직무 특성이 클수록 신뢰도가 AI 동료 수용성에 미치는 효과는 감소할 것이다.
- H6b: 데이터 분석 직무 특성이 클수록 공정성 인식이 AI 동료 수용성에 미치는 효과는 감소할 것이다.
- H6c: 데이터 분석 직무 특성이 클수록 외형적 유사성이 AI 동료 수용성에 미치는 효과는 감소할 것이다.
- H6d: 데이터 분석 직무 특성이 클수록 감정적 거리감이 AI 동료 수용성에 미치는 효과는 감소할 것이다.

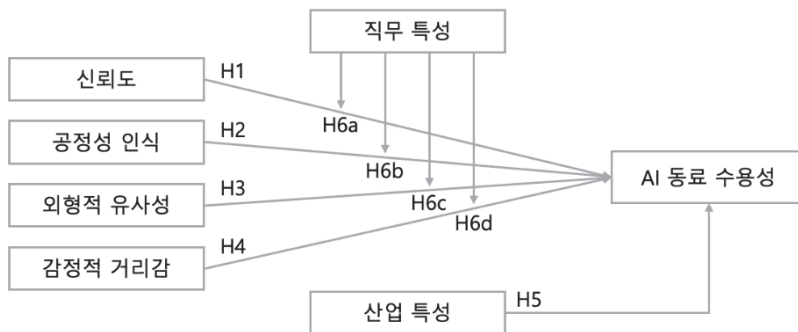
III. 연구방법

3.1 연구모형

연구모형은 <그림 2>와 같다. AI 로봇과 협업에 대한 인간 작업자의 수용성을 종속 변수로 하여 가설 H1~H4의 신뢰도, 공정성 인식, 외형적 유사성, 감정적 거리감을 독립변수로 정의하고, 가설 H5의 산업 특성을 더미변수로 설정하였다. 그리고 신뢰도, 공정성 인식, 외형적 유사성, 감정적 거리감이 AI 동료 수용성에 미치는 영향관계에 있어서 직무 특성이 어떠한 조절효과를 갖는지 측정하는 모형으로 설계하였다.

3.2 측정지표

측정지표는 <그림 2>의 연구모형에 기초하여 AI 동료 수용성을 종속변수로 설정하고 5개 문항으로 구성하였다. 신뢰도, 공정성 인식, 외형적 유사성, 감정적 거리감, 직무 특성의 5개 변수에 대해서는 각각 3개의 문항으로 구성하였다. 산업 특성은 단일 문항에 대해서 4개의 범주형 응답(제조, 서비스, 금



<그림 2> 연구모형

용, 공공기관)으로 구성하였다.

AI 동료 수용성의 측정에는 Gombolay et al. (2015)의 실험연구에서 사용된 측정도구를 활용하였다. 협업의 관점에서 인간 작업자가 AI 로봇을 동료로서 협업하는 것이 편하게 느끼는지, 인간 동료만큼 효과적으로 팀워크를 발휘할 수 있는 존재인지, 협업을 지속했을 때 업무 효율성이 높아질 것인지, 협업 과정에서 AI 로봇이 합리적으로 행동하고 불필요한 갈등이 줄어들 것인지를 측정하는 문항으로 설계하였다.

신뢰도의 측정에는 Lin et al. (2025)의 연구에서 사용된 문항들을 활용하여 개발하였다. 인간 작업자가 AI 로봇의 판단과 제안에 대하여 얼마나 신뢰하고 있는지, AI 로봇이 얼마나 예측 가능하고 일관되게 업무를 수행하고 있다고 인지하는지, 그리고 인간 작업자의 의견에 대해 AI로봇의 판단과 행동에 얼마나 반영되고 있다고 생각하는지를 측정 문항으로 설계하였다.

공정성 인식의 측정에는 Binns et al. (2018)이 Colquitt and Rodell (2015)의 공정성 측정 척도를 기반으로 실험 연구에서 사용한 측정 도구들을 활용하였다. 인간 작업자가 인식하기에 AI 로봇이 차별 없이 협업하는지, 편향성 없는 균형 잡힌 태도를 갖고 있는지, 그리고 AI 로봇의 행동이 협업 목표를 지향하는지를 측정 항목으로 설계하였다.

외형적 유사성의 측정에는 김다혜 외(2024), Feng et al. (2025), Wang et al. (2025)의 연구에서 사용된 측정 도구들을 활용하였다. 인간 작업자가 AI 동료가 사람처럼 말할 때 느끼는 신뢰도, 얼굴이나 표정으로부터 느끼는 친근감, 제스처나 행동에 대한 친근감에 대한 인식을 측정 항목으로 설계하였다.

감정적 거리감의 측정에는 Nass et al. (1994)의 실험 연구의 측정 도구들을 참고하여 개발하였다. 인

간 작업자가 느끼는 AI 동료와 감정적 소통의 난이도, 감정 표현과 공유, 인간적인 이해에 대한 인식을 측정 항목으로 설계하였다.

산업 특성은 공공기관, 금융업, 서비스업, 제조업의 4개 항목으로 설계하였고, 직무 특성은 Pan (2020)과 Zhang et al. (2025)의 연구를 근거로 데이터 분석 업무와 연관성이 높은 직무를 수행하는지, 정서적 공감에 기반한 인간적 상호작용 속성이 높은 직무를 수행하는지를 측정 항목으로 설계하였다.

본 연구에서는 상기의 측정 항목을 기반으로 설문지를 설계하여 설문 대상으로 하여금 <별첨 1>의 상황 시나리오를 읽고 <별첨 2>의 설문문항에 응답하도록 하였다.

IV. 연구결과

4.1 인구통계적 정보

본 연구를 위해서 국내 수도권 지역의 재직자 134명을 대상으로 설문조사를 수행 하였다. AI 로봇과 직접적이고 빈번하게 접촉하며 협업하는 것을 가정하여 20대 연령을 설문조사의 주대상으로 하였다. 수집된 데이터의 인구통계적 정보는 <표 1>과 같다.

응답자의 성별은 여성이 남성보다 높은 68.7%를 차지하고 있다. 업종 별로는 공공기관이 47.7%, 금융업이 22.4%, 서비스업이 12.7%, 제조업이 17.2%이다. 직종 별로는 인사/총무 직종이 14.9%, 재무/회계 직종이 26.9%, 기획/전략, 마케팅/영업, 생산/운영 직종이 각각 19.4%의 비중을 보이고 있다.

〈표 1〉 인구통계적 정보

구분		빈도	비율
성별	남	42	0.313
	여	92	0.687
	합계	134	1.000
업종	공공기관	64	0.477
	금융업	30	0.224
	서비스업	17	0.127
	제조업	23	0.172
	합계	134	1.000
직종	인사/총무	20	0.149
	재무/회계	36	0.269
	기획/전략	26	0.194
	마케팅/영업	26	0.194
	생산/운영	26	0.194
	합계	134	1.000

4.2 측정모형 분석

4.2.1 요인 분석

측정 요인들의 차원감소를 위해 〈표 2〉와 같이 주 성분 분석을 실시하였다.

본 연구의 측정변수는 척도 순화과정을 통하여 일부 항목(TR3, EM2)을 제거하였다. 모든 측정변수는 구성요인을 추출하기 위해서 주성분 분석을 사용하였고, 요인 적재치의 단순화를 위하여 직교회전방식(varimax)을 채택했다. 문항의 선택기준은 요인 적재량의 경우 0.40 이상을 기준으로 했다. 또한 본 연구에서는 잠재변수 요인들을 측정하기 위한 문항들의 타당성을 확보하기 위해 〈별첨 3〉과 같이 확인적 요인분석을 실시하였다. 그 결과 개념신뢰도(C.R.) 값은 모두 0.6이상의 결과(Bagozzi and Yi, 1988)를 얻었고, 평균분산추출(AVE) 값은 모두 0.5 이상의 결과(Fornell and Larcker, 1981)를 얻었다.

그리고 Cronbach α 값은 모두 0.6 이상의 결과(Nunnally and Bernstein, 1994)를 얻어 설문 문항들이 잠재변수 요인에 대한 측정변수로서 타당성과 신뢰도를 확보한 것으로 판단할 수 있었다.

4.2.2 분석 결과

다중회귀분석결과는 다음과 같다.

〈표 3〉에서 독립변수와 종속변수 간의 다중상관계수(R)는 0.672로 나타났고, 종속변수에 대한 독립변수의 설명력(R^2)은 45.1%이다. 조정된 설명력($_{adj}R^2$)이 42.1%로 R^2 와 큰 차이가 없으므로 모형에서 불필요한 항목은 없는 것으로 판단된다. 그리고 Durbin-Watson은 2.27로 기준 값인 2에 매우 근접하고 0 또는 4에 가깝지 않기 때문에 잔차 간에 상관관계가 없는 것으로 판단된다. 또한 〈표 4〉에 정리된 바와 같이 각 변수 간 상관계수는 〈표 3〉의 상관계수($R=0.672$)와 〈별첨 3〉의 평균분산추출의 제

〈표 2〉 주성분 분석

요인	변수	요인 적재량				공통성	고유값	분산 설명력
		1	2	3	4			
외형적 유사성	AP2	.930	-.007	.053	.019	.868	2.476	24.756
	AP3	.913	.038	.042	.000	.836		
	AP1	.866	.046	-.041	.002	.753		
공정성 인식	FA2	.071	.886	-.001	.024	.790	2.245	22.454
	FA1	.014	.858	-.046	.112	.751		
	FA3	.007	.733	-.058	.310	.636		
감정적 거리감	EM1	-.025	.001	.929	-.024	.864	1.720	17.202
	EM3	.069	-.088	.916	-.082	.858		
신뢰도	TR1	.089	.064	-.061	.894	.815	1.423	14.230
	TR2	-.101	.415	-.052	.712	.692		

〈표 3〉 모형 요약

모형	R	R ²	adjR ²	RMSE	Durbin-Watson
1	.672	.451	.421	.461	2.27

〈표 4〉 상관계수 분석

	AI동료 수용성	신뢰도	공정성 인식	감정적 거리감	외형적 유사성
1	1.000				
2	0.367**	1.000			
3	0.569**	0.430**	1.000		
4	-0.326**	-0.135	-0.093	1.000	
5	-0.049	0.005	0.062	0.043	1.000
\sqrt{AVE}	0.760	0.858	0.834	0.733	0.711

** p<0.05

곱근(\sqrt{AVE}) 값보다 작은 수치로 나타나 다중 공선성 문제가 없는 것으로 해석된다.

〈표 5〉의 분산분석 결과, F통계량=14.8, p값=0.000(p<0.001)으로 나타났다. 따라서 회귀모형은 적합한 것으로 판단할 수 있다.

〈표 6〉에서 독립변수들의 공차한계는 모두 0.1보다 크고 VIF 값이 모두 2미만으로 모형에 투입된 독립변수들 간의 다중 공선성에는 문제가 없는 것으

로 보인다.

회귀계수의 통계적 유의성과 관련해서, AI 동료 수용성에 통계적으로 유의한 영향을 주는 요인은 공정성 인식(p=0.000, p<0.01)과 감정적 거리감(p=0.000, p<0.01)으로 나타났다. 회귀계수를 보면, 공정성 인식은 양(+)의 영향도가 있는 것으로 나타났다. 이는 AI 로봇의 판단과 행동이 공정하다고 인식될 수록 AI 로봇을 협업 동료로서 수용할 가능성

〈표 5〉 다중회귀분석 결과: 분산분석

모형		제곱합	자유도	제곱평균	F	p
1	선형회귀분석	14.042	1	14.042	14.8	〈.001
	산업특성(더미)	1.824	3	0.608		
잔차		28.495	126	0.226		
합계		44.361	130			

〈표 6〉 다중회귀분석 결과: 회귀계수

모형	비표준화 계수		표준화 계수(β)	t	p	공선성 통계량		
	B	표준오차				공차한계	VIF	
1	상수	2.5730	0.3242		8.3675	〈.001		
	신뢰도	0.0801	0.0590	0.1011	1.3576	0.177	0.886	1.13
	공정성 인식	0.4331	0.0656	0.4874	6.6069	〈.001	0.895	1.12
	감정적 거리감	-0.1503	0.0382	-0.2656	-3.9286	〈.001	0.976	1.02
	외형적 유사성	-0.0374	0.0347	-0.0716	-1.0783	0.283	0.984	1.02
	산업 특성						0.984	1.02
	공공-제조	0.1194	0.1190	0.1913	1.0000	0.318		
	금융-제조	0.3179	0.1338	0.4912	2.3752	0.019		
	서비스-제조	0.3176	0.1558	0.4854	2.0384	0.044		
	공공-금융	-0.1985	0.1062	-0.3178	-1.8686	0.064		
서비스-금융	-0.0036	0.1467	-0.0054	-0.0230	0.998			
공공-서비스	-0.1982	0.1304	-0.3172	-1.5200	0.131			

a. 종속변수: AI 동료 수용성

이 높아지는 것을 의미한다. 감정적 거리감은 AI 동료 수용성에 음(-)의 영향도가 있는 것으로 나타났다. 이는 인간 작업자가 AI 로봇에 대해서 느끼는 감정적 거리감이 커질 수록 AI 로봇을 협업 동료로서 수용할 가능성이 감소하는 것을 의미한다.

반면 신뢰도의 회귀계수를 보면 양(+)의 수치로 나타나 AI 로봇에 대한 신뢰도가 높아지면 AI 로봇을 협업 동료로서 수용할 가능성이 높아질 것으로 예측할 수 있으나 p값이 유의수준보다 높게 측정되어 통계적으로 유의하지 않은 결과이다. 이는 AI의 판단과 행동에 대한 신뢰도 인지가 양면성을 갖고 있기 때문으로 해석된다. 인지된 유용성 개념에서는 정보

시스템이 자신의 직무 성과를 향상 시킬 가능성이 수용의도에 긍정적 영향을 미치지만, 알고리즘이 야기할 수 있는 오류가 알고리즘 회피 경향으로 나타나고(Dietvorst et al., 2015), 이는 AI보다 인간에 대한 선호(Gazit et al., 2023)로 이어질 수 있기 때문에 신뢰도의 측정 결과가 AI 동료에 대한 수용에 전적으로 긍정적 영향으로 나타나지 못한 것으로 해석된다.

또한 외형적 유사성은 회귀계수가 음(-)의 수치로 나타나 AI 로봇의 외형이 인간과 유사할 수록 동료로서 수용할 가능성이 낮아질 것으로 예측할 수 있다. 그러나 p값이 통계적으로 유의하지 않은 결과임을 보

여준다. 통계적 유의성의 결여에도 불구하고 음(-)의 계수가 나타난 것은 외형적 유사성이 로봇과의 협업에 긍정적인 영향을 미칠 것이라는 대다수 선행연구와 다른 결과이다. 다만 특정 조건이나 과도한 인간화가 로봇과의 협업이나 수용성에 패러독스로 작용할 수 있다는 선행문헌이 다수 발견되므로(Frick, 2015; Kätsyri et al., 2015; Yam et al., 2021; Yamaguchi, 2025), 향후 인간화의 수준에 대한 명확한 기준을 정의하여 측정항목을 보완할 필요가 있다.

산업 특성에 따른 수용성의 차이 분석 결과를 보면, 금융업과 제조업($p=0.019, p < 0.05$), 서비스업과 제조업($p=0.044, p < 0.05$), 공공기관과 금융업($p=0.064, p < 0.10$) 종사자 간에 AI 수용성에 차이가 있는 것으로 나타났다. 여기서 금융업은 제조업과 공공기관에 비해서 수용도가 높은 것으로 분석되었으며, 서비스업은 제조업에 비해서 수용도가 높은 것으로 분석되었다. 본 연구의 이론적 배경에서 인용한 자료들에 따르면, 국내 산업계에서는 금융업과 서비스업이 제조업에 비해서 AI 도입이 선행되었고, 도입률 또한 높은 것으로 나타난다. Venkatesh and

Davis(2000)와 Venkatesh and Bala(2008)의 연구에서는 정보 시스템 기술 사용의 경험 요인이 수용의도를 조절하는 것으로 나타난다. 산업별 AI 도입률은 해당 산업계 종사자들의 AI 사용 경험에 영향을 미칠 수 있다고 가정할 수 있다. 기술의 도입률이 해당 산업이나 기업 조직 구성원의 기술 사용 경험에 직접적으로 영향관계가 있다는 실증연구를 발견하기 쉽지 않으나, 그러한 가정 하에 산업별 AI 기술의 도입이나 사용 수준에 따라 해당 산업계 종사자가 인지하는 AI 사용의 필요성 인식이나 사용 현황을 분석한 선행문헌이 일부 발견된다(Eastwood, 2024; Mayer et al., 2025). 따라서 AI 도입률은 산업계 종사자의 AI 사용 경험에 영향을 미친다고 가정함으로써 금융업과 서비스업이 여타의 산업에 비해 수용도가 높은 결과로 이어진 것으로 해석할 수 있다.

〈표 7〉은 수용 요인들과 AI 동료 수용성 간의 영향관계에 있어서 직무 특성의 조절효과 분석 결과를 정리한 것이다.

〈표 7〉에서 모형 1, 2, 3은 각각 독립변수만 투입한 경우(모형1), 독립변수와 조절변수를 함께 투입

〈표 7〉 조절효과 분석

독립 변수	모형	R	R ²	adjR ²	추정값 표준오차	계수		
						B	t	p
신뢰도	1	0.367	0.135	0.129	0.5832	0.291	4.540	0.000
	2	0.510	0.260	0.249	0.5416	0.264	4.699	0.000
	3	0.529	0.280	0.263	0.5361	-0.180	-1.914	0.058
공정성 인식	1	0.569	0.324	0.319	0.5155	0.506	7.959	0.000
	2	0.603	0.364	0.354	0.5019	0.155	2.865	0.005
	3	0.623	0.388	0.374	0.4944	-0.160	-2.247	0.026
외형적 유사성	1	0.049	0.002	-0.005	0.6264	-0.025	-0.558	0.577
	2	0.356	0.127	0.113	0.5883	0.264	4.318	0.000
	3	0.357	0.128	0.107	0.5902	-0.019	-0.363	0.717
감정적 거리감	1	0.326	0.106	0.100	0.5928	-0.184	-3.963	0.000
	2	0.438	0.192	0.180	0.5658	0.223	3.729	0.000
	3	0.455	0.207	0.189	0.5626	0.102	1.586	0.115

한 경우(모형2), 독립변수, 조절변수, 상호작용항(독립변수×조절변수)을 함께 투입한 경우(모형3)를 의미한다. 결과에서 알 수 있듯이 신뢰도와 공정성 인식은 모형1에서 모형3까지 설명력(R^2)이 각각 $p < 0.10$ 과 $p < 0.05$ 에서 증가하고 있다. 따라서 직무 특성은 신뢰도와 공정성 인식에 대해서 조절효과가 있는 것으로 파악된다. 반면 감정적 거리감과 외형적 유사성은 조절효과가 없는 것으로 파악된다.

신뢰도와 공정성 인식에 대한 직무 특성의 조절효과는 두 요인 모두 계수가 음(-)의 수치로 계산되어 각각 AI 동료 수용성에 미치는 영향을 완화시키는 것으로 나타났다. 즉, 응답자의 업무 특성이 데이터 분석과 관련이 높을수록 신뢰도와 공정성 인식이 수용성에 미치는 긍정적 영향이 감소한다는 의미이다. 이는 데이터 분석 속성이 높은 인간 작업자는 기술적, 객관적 자료를 더 중시하기 때문에 신뢰도 요인으로 상호작용 관계가 형성되는 폭이 줄어드는 경향이 있다고 볼 수 있고, 주관적인 공정성 인식보다는 정량적 데이터 근거가 우선시되므로 공정성 인식의 영향 또한 줄어드는 경향이 있다고 해석할 수 있다.

최종적으로 연구가설에 대한 판정은 <표 8>과 같다.

V. 결론

5.1 연구요약

본 연구는 산업계에 AI 로봇의 도입이 가속화되고 있는 추세를 고려하여 AI 로봇을 협업 동료의 관점에서 수용성에 영향을 미치는 요인들을 개발하고, 직무 특성에 따른 조절효과와 응답자 재직 기업의 산업 특성에 따른 수용성에 어떠한 차이가 있는지를 분석하기 위하여 수행되었다.

선행문헌의 탐색을 통해서 인간 작업자가 AI 로봇을 협업 동료로서 받아들이는 요인으로 신뢰도, 공정성 인식, 외형적 유사성, 감정적 거리감을 도출하여 측정지표로 사용하였다. 산업 특성은 설문 응답자로 하여금 본인이 재직 중인 기업이 어느 산업군에 속하는지를 인구통계적 문항을 통해 응답하도록 하였다.

연구결과, 공정성 인식과 감정적 거리감이 AI 동료 수용성에 통계적으로 유의한 요인으로 파악되었다. 이 중에서 공정성 인식은 AI 동료 수용성에 대해서 양(+)¹의 영향관계가 있는 것으로 나타나 인간 작업

<표 8> 연구가설 판정

No	연구가설	판정
H1	AI 로봇에 대한 신뢰도는 AI 동료 수용성에 양(+) ¹ 의 영향을 미칠 것이다.	기각
H2	AI 로봇에 대한 공정성 인식은 AI 동료 수용성에 양(+) ¹ 의 영향을 미칠 것이다.	채택
H3	AI 로봇의 외형적 유사성은 AI 동료 수용성에 양(+) ¹ 의 영향을 미칠 것이다.	기각
H4	AI 로봇에 대한 감정적 거리감은 AI 동료 수용성에 음(-) ¹ 의 영향을 미칠 것이다.	채택
H5	재직 기업의 산업 특성에 따라 AI 동료 수용성에 유의한 차이가 있을 것이다.	채택
H6a	데이터 분석 직무 속성이 클수록 신뢰도가 AI 동료 수용성에 미치는 효과는 감소할 것이다.	채택
H6b	데이터 분석 직무 속성이 클수록 공정성 인식이 AI 동료 수용성에 미치는 효과는 감소할 것이다.	채택
H6c	데이터 분석 직무 속성이 클수록 외형적 유사성이 AI 동료 수용성에 미치는 효과는 감소할 것이다.	기각
H6d	데이터 분석 직무 속성이 클수록 감정적 거리감이 AI 동료 수용성에 미치는 효과는 감소할 것이다.	기각

자가 AI 로봇에 대해서 공정성 인식이 높을수록 수용성도 높아지는 것을 알 수 있다. 감정적 거리감은 음(-)의 영향관계가 있는 것으로 나타나 인간 작업자와 AI 로봇 간의 감정적 거리감이 클수록 정서적인 공감대가 줄어들기 때문에 수용성은 낮아지는 것으로 해석할 수 있겠다.

데이터 분석 직무 특성이 클수록 신뢰도와 공정성 인식이 AI 동료 수용성에 미치는 영향을 완화시키는 조절효과가 있는 것으로 나타났다. 즉, 데이터 분석 속성이 강한 직무 종사자보다 협업대상과의 정서적 공감과 상호작용 속성이 강한 직무 종사자에게서 신뢰도와 공정성 인식이 수용성에 미치는 영향을 강하게 조절하는 것으로 해석되었다. 연구모형에서 더미 변수로 투입된 산업 특성 요인을 살펴보면, 금융업과 서비스업 종사자들의 AI 동료 수용성이 타산업에 비해서 높은 것으로 나타났다. 이는 국내 산업계마다 AI 도입률의 차이가 있기 때문인 것으로 해석되었다.

5.2 연구의 기여와 시사점

본 연구는 AI 로봇의 성공적인 도입을 위해서 인간과 AI간의 협력적인 동료 관계 형성의 필요성을 제기하고, 인간 작업자가 AI 로봇을 협업의 동료로서 인식하는 요인들을 파악하고 있다는 점에서 다음과 같이 학술적 기여와 실무적 시사점을 제시하고 있다.

먼저 본 연구의 학술적 기여점은 다음과 같다.

첫째, AI 로봇을 동료로서 인식하고 수용하는 데에 영향을 미치는 요인들을 선행문헌에 기초하여 측정 지표로 개발하였다는 점이다. 본 연구에서는 AI 동료 수용 요인들을 TAM의 인지된 유용성, 알고리즘 회피이론, 인간-로봇 상호작용 이론, 사회적 존재이론 등 다학제적 접근방법에 기초하여 신뢰도, 공정성 인식, 외형적 유사성, 감정적 거리감을 지표로 개

발함으로써 AI 동료 수용성 요인과 관련하여 향후 학술적 논의를 촉발할 수 있을 것으로 기대한다.

둘째, 산업 특성에 따라서 AI 동료 수용성 인식에 차이가 발생할 수 있다는 연구결과를 제시하고 있는 점이다. 국내에서는 산업 영역마다 AI 도입률에 차이가 있으며, 이러한 차이가 본 연구의 결과에도 반영되었다. 즉, AI 도입률이 높은 산업계 종사자들은 도입률이 낮은 산업계 종사자들보다 수용성이 높은 것으로 파악되었다. 이는 정보 시스템의 사용 경험이 수용성에 유의한 영향을 미친다는 선행연구와 맥락적으로 연결된다. 따라서 향후 연구에서는 AI 로봇과의 협업 경험을 연구모형에 새로운 변수로 설계할 필요가 있음을 시사한다.

셋째, 직무 특성에 따라 AI 동료 수용성 인식이 조절된다는 연구결과를 제시하고 있는 점이다. 연구 결과에서 알 수 있듯이 인간 작업자의 업무가 데이터 분석 직무 속성이 강한 경우 객관적 자료 중시 경향으로 인하여 신뢰도 요인과 공정성 인식과 같은 인지적 요인이 AI 로봇 수용에 미치는 영향이 줄어드는 것으로 파악된다. 이는 직무-기술 적합성 이론을 뒷받침하는 실증결과라고 하겠다.

본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다.

첫째, AI의 효율적 배치를 고려한 도입 전략이 필요하다는 것이다. AI 로봇과 인간 작업자 간의 협업 관점에서 기존의 업무 특성에 따라 AI 로봇의 배치 여부 또는 배치 비중을 결정하는 것이 성공적인 AI 도입 성과로 이어질 수 있다. 연구결과에서 업무 특성에 따라 AI 동료 수용성에 차이가 있는 것으로 나타났다. 따라서 데이터 분석 직무 특성이 강한 업무 영역에서는 AI 로봇과의 협업을 적극적으로 활용할 필요가 있고, 그와 반대로 정서적 공감과 상호작용 특성이 강한 업무 영역에서는 AI 로봇과의 협업 성과를 높이기 위해서는 AI 로봇에 대한 신뢰도와 공정성

인식을 강화할 필요가 있다.

둘째, 인간 작업자에 대한 직무 재교육과 훈련이 필요하다는 것이다. 연구결과에서 나타난 바와 같이 데이터 분석 직무 특성이 강한 작업자는 정서적 공감과 상호작용 특성이 강한 작업자에 비해서 신뢰도와 공정성 인식에 대한 의존도가 미약하고 AI 로봇에 대한 수용도가 높은 것으로 해석되므로, 기업은 조직 구성원들에게 데이터 분석 역량과 AI 로봇을 효율적으로 활용할 수 있는 역량을 강화할 수 있는 직무 교육 프로그램의 개발과 훈련을 제공할 필요가 있다.

셋째, AI와 인간의 인지적, 행동적 특성에 따라 직무의 구조적 재설계가 필요하다는 것이다. 전통적인 직무는 인간의 수행을 전제로 설계되나 로봇과 함께 작업하는 상황에서는 업무 흐름, 작업 책임, 의사소통 방식 등이 새롭게 조정되어야 한다. 예를 들어 인간은 불확실성과 모호성의 상황에서 전략적 판단을 수행하고, AI는 계산 정보 처리 능력과 분석적 접근 방식을 통해 복잡성의 처리를 수행하는 형태로 역할을 분화하는 것이다(Jarrah, 2018). 이러한 역할 분화는 작업자의 자율성과 만족도를 높이는 동시에 전체 시스템의 성과도 제고하는 방향으로 이어질 것이다.

5.3 연구의 한계 및 향후 계획

본 연구는 다음과 같은 한계가 있다. 따라서 이러한 한계들을 향후 연구에서 보완할 필요성이 제기된다.

첫째, 수용성에 대한 일부 선행요인들에 관한 이론적 맥락을 보완하고 추가적으로 구체화 및 세분화할 필요가 있다. 협업에 있어서 주요 개념인 신뢰도 요인의 경우 설문 응답자가 TAM의 인지된 유용성에 따른 자신의 직무 연관성 인식과 알고리즘 회피 경향이 혼재되어 인식할 수 있기 때문에 향후 연구에서는 신뢰도 요인을 세분화하여 개발할 필요가 있다. 또한

공정성 인식의 경우 인간은 인간 동료보다 AI가 기계적으로 객관적이고 공정한 결정과 행동을 할 것으로 기대하지만, 현실적으로 AI 알고리즘의 투명성 보장이 전제되어야 한다. 이와 관련해서 최근 연구에서 나타나고 있는 해석가능 알고리즘 및 설명가능 알고리즘 이론을 적용하여 추가적인 지표 개발의 필요성이 제기된다. 또한 외형적 유사성을 측정함에 있어서 과도한 인간화의 기준을 정의하여 측정 지표를 세분화한다면, 이번 연구결과에서 통계적 유의성이 확보되지 않았던 결과를 보완할 수 있을 것으로 기대한다.

둘째, 본 연구는 협업 실무자를 대상으로 데이터 수집이 이루어짐에 따라 표본의 연령대가 20대에 한정되어 있다는 점과 공공기관 및 금융업과 같은 공익적 성격을 띠는 산업영역에 속하는 응답자가 높은 비중(70.2%)을 차지하고 있다는 한계가 있다. 특히 서비스 업종 종사자 표본이 17개인 점은 본 연구결과 중에서 산업특성에 따른 수용성 차이에 대한 시사점을 일반화하기에는 한계점으로 지적될 수 있다. 비록 본 연구는 선행문헌에 근거하여 그룹간 비교에서 최소 표본 수($n \geq 12$)를 충족하여 통계적 유의성을 검증하는 데에는 문제가 없다고 판단되지만(Julious, 2005), 향후 연구에서는 표본의 수를 추가로 확보하는 노력이 필요하다고 하겠다.

본 연구는 상기와 같은 한계점에도 불구하고 AI 시대가 도래하는 시점에 AI 로봇과 인간과의 협업을 주제로 하는 초기 연구로서 그 의미가 있다. 본 연구를 기점으로 관련 연구가 촉발되고 확대되기를 기대한다.

참고문헌

- 강인성, 나건 (2022). "자율주행 범죄 예방 안심키가 로봇과 인간의 상호작용을 위한 감정 표현 HRI 디자인 제안," **한국디자인리서치**, 제7권 2호, pp.246-255.
- (Kang, I. S., and Nah, K. (2022). "Proposal of Emotional HRI Design for human interaction with autonomous driving robot that prevents crime," *Design Research*, 7(2), pp.246-255.)
- 구성환, 신민수 (2013). "모바일오피스의 과업·기술 적합 모델과 조직특성이 직무성과에 미치는 영향에 관한 연구," **한국산학기술학회 논문지**, 제14권 2호, pp.644-654.
- (Koo, S. N., and Shin, M. S. (2013). "The Study on the Impact of the Task-Technology Fit Model and Organizational Characteristics of the Mobile Office System on the Job Performance," *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 14(2), pp.644-654.)
- 김경아, 유원규 (2025). "중소기업 DX에 대한 혁신지원정책의 영향 및 산업특성 조절효과," **한국비교정부학보**, 제29권 2호, pp.277-300.
- (Kim, K. A., and You, W. (2025). "The Influence of Innovation Support Policies on SMEs' Digital Transformation: The Moderating Role of Industry Characteristics," *Korean Comparative Government Review*, 29(2), pp.277-300.)
- 김다혜, 최미주, 최영준 (2024). "서비스 로봇 사용에 대한 호텔 관리자 및 잠재 고객의 인식 연구," **관광진흥연구**, 특집호, pp.73-95.
- (Kim, D. H., Choi, M. J., and Choi, Y. J. (2024). "A Study on the Perceptions of Hotel Managers and Potential Guests Regarding the Use of Service Robots," *Journal of Tourism Enhancement*, Special Issue, pp.73-95.)
- 김민성 (2023). "호황 불구 인력난 조선소, 용접 협동로봇 도입 확산... 안전사고 예방도," 뉴스1, <https://www.news1.kr/industry/energy-heavyindustry/4923986>, 2025년 6월 접속.
- (Kim, M. S. (2023). "Despite the boom, shipyards are facing a labor shortage, and the adoption of collaborative welding robots is spreading. This also helps prevent safety accidents," *New1*, <https://www.news1.kr/industry/energy-heavyindustry/4923986>, retrieved June 2025)
- 김은경 (2025). "AI 대체가능성 큰 직업은... '창의력' 필요한 직군도 대체율 높아," 연합뉴스, <https://www.yna.co.kr/view/AKR20250411111700530>, 2025년 6월 접속.
- (Kim, E. K. (2025). "Jobs with High Potential for AI Replacement... 'Creativity-Required Jobs Also Have High Replacement Rates'," *Yonhapnews Agency*, <https://www.yna.co.kr/view/AKR20250411111700530>, retrieved June 2025.)
- 김은영 (2025). "한국 제조업 AI 도입률 25.4%... 타 업종 평균보다 낮아 '디지털 격차' 심화," AI matters, <https://aimatters.co.kr/news-report/ai-report/24669/>, 2025년 8월 접속.
- (Kim, E. Y. (2025). "The AI adoption rate in Korea's manufacturing industry is 25.4%, lower than the average for other industries, widening the "digital divide." *AI matters*, <https://aimatters.co.kr/news-report/ai-report/24669/>, retrieved August 2025.)
- 김태웅 (2012). "프로젝트 공급망 내에서의 정보공유, 인센티브 및 협력의지에 관한 탐색적 연구," **한국생산관리학회지**, 제23권 1호, pp.71-87.
- (Kim, T. W. (2012). "An Exploratory Study on Information Sharing, Incentives and Collaboration in Project-based Supply Chain," *Journal of the Korean Production and Operations*

- Management Society*, 23(1), pp.71-87.)
- 남상희, 문혜진 (2025). "인공지능 직무대체 인식이 직무소진에 미치는 영향 : 도전평가와 위협평가의 매개효과," **인적자원개발연구**, 제28권 2호, pp.59-83.
- (Nam, S. H., and Moon, H. (2025). "Artificial Intelligence Awareness and Job Burnout: The Dual Mediating Roles of Challenge and Threat Appraisal," *Korean Journal of Human Resources Development*, 28(2), pp.59-83.)
- 유관령, 이태희 (2024). "산업별 ESG 이행 및 성과 차이에 관한 연구: 유통산업과 금융산업을 중심으로," **경영컨설팅연구**, 제24권 3호, pp.209-220.
- (You, G. L., and Lee, T. (2024). "A Study on ESG Implementation and Performance Differences by Industry: Focusing on Distribution and Financial Industry," *Korean Management Consulting Review*, 24(3), pp.209-220.)
- 윤명출, 송영렬 (2014). "중소기업의 산업특성이 기술혁신과 경영성과에 미치는 영향," **상업경영연구**, 제28권 5호, pp.225-247.
- (Yoon, M. C., and Song, Y. R. (2014). "Effect of SMEs' Industry Characteristics on the Technological Innovation and Firm's Performance," *Korean Journal of Business & Management*, 28(5), pp.225-247.)
- 이민영, 박세영, 김보민, 장원석 (2022). "로봇심판 적용에 대한 야구팬의 인식: 인간-로봇 심판 상호작용 관점에서," **체육과학연구**, 제33권 3호, pp.440-450.
- (Lee, M., Park, S. Y., Kim, B., and Jang, W. (2022). "Baseball Fans' Evaluations of Robot Umpire: The Perspective of Human-Robot Interaction," *Korean Journal of Sport Science*, 33(3), pp.440-450.)
- 이원준 (2024). "ChatGPT 같은 멘토, 우리 같은 멘토: AI 멘토십의 특성과 영향," **경영학연구**, 제53권 6호, pp.1353-1374.
- (Lee, W. J. (2024). "Mentor Like ChatGPT, Mentee Like Us: AI Mentorship's Characteristics and Influence," *Korean Management Review*, 53(6), pp.1353-1374.)
- 이한신, 김관수 (2019). "소비자의 기술수용과 저항이 인공지능(AI) 사용의도에 미치는 영향," **경영학연구**, 제48권 5호, pp.1195-1219.
- (Lee, H. S., and Kim, P. (2019). "The Effect of Consumer's Technology Acceptance and Resistance on Intention to Use of Artificial Intelligence(AI)," *Korean Management Review*, 48(5), pp.1195-1219.)
- 장종원 (2024). "산업별 AI 활용 사례," 삼성SDS 인사이트 리포트, https://www.samsungsds.com/kr/insights/ai_use_cases.html, 2025년 8월 접속.
- (Jang, J. W. (2024). "AI Use Cases by Industry," Samsung SDS Insight Report, https://www.samsungsds.com/kr/insights/ai_use_cases.html, retrived August 2025.)
- 전성일, 이기세, 양해면 (2010). "산업 특성에 따른 연구개발비 지출과 특허취득이 기업가치에 차별적으로 반응하는가?" **지식경영연구**, 제11권 3호, pp.1-11.
- (Jeon, S. I., Lee, K., and Yang, H. M. (2010). "Does the Differential Effects of R&D Expenditure and Patents on Firm-value Exits between high-tech and low-tech Industries?," *Knowledge Management Research*, 11(3), pp.1-11.)
- 정경화 (2025). "[기획]산업 전 영역으로 확산되는 로봇," 매일일보, <https://www.m-i.kr/news/articleView.html?idxno=1232474>, 2025년 6월 접속.
- (Jeong, K. W. (2025). "[Planning] Robots Spreading Across All Industries," MaeilIlbo, <https://www.m-i.kr/news/articleView.html?idxno=1232474>, retrieved June 2025.)
- 정예원, 양해은, 권영욱, 장영봉 (2025). "기업의 디지털 활동 역량과 재무 성과 분석: IT와 유통 산업군의 비교," **경영정보학연구**, 제27권 1호, pp.379-393.
- (Cheung, Y., Yang, H. E., Kwon, Y. O., and Chang,

- Y. B. (2025). "The Impact of Digital Activity on Financial Performance: A Comparative Analysis of the IT and Retail Industries," *Information Systems Review*, 27(1), pp.379-393.)
- 조영우, 김수형, 김경윤, 양형정 (2023). "산업현장에서 인간-협동로봇 협업 및 상호작용을 위한 감성 컴퓨팅 기술 분석," **멀티미디어학회논문지**, 제26권 2호, pp.380-398.
- (Jo, Y. W., Kim, S. H., Kim, K. Y., and Yang, H. J. (2023). "Analysis of Emotional Computing Technology for Human-Cobot Collaboration and Interaction in Industrial Sites," *Journal of Korea Multimedia Society*, 26(2), pp. 380-398.)
- 주문정 (2025). "제조현장 AI 도입률 3.9% 그쳐... 정보통신 분야 25.7%에 비해 낮아," ZDNET Korea, <https://zdnet.co.kr/view/?no=20250417154416> 2025년 8월 접속.
- (Joo, M. J. (2025). "The AI adoption rate in manufacturing remains at 3.9%, lower than the 25.7% rate in the information and communications sector," ZDNet Korea, <https://zdnet.co.kr/view/?no=20250417154416>, retrieved August 2025.)
- 최상묵, 최도영 (2025). "서비스 로봇의 고객지향성과 고객 준비도가 서비스 로봇에 대한 신뢰형성 및 신뢰전에 미치는 영향," **경영학연구**, 제54권 1호, pp. 191-218.
- (Choi, S. M., and Choi D. Y. (2025). "The Effects of a Service Robot's Customer Orientation and Customer Readiness on Trust Formation and Trust Transfer in Service Robots," *Korean Management Review*, 54(1), pp.191-218.)
- Acemoglu, D., and Restrepo, P. (2020). "Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*," 128(6), pp.2188-2244.
- Alyoussef, I. Y. (2023). "Acceptance of e-learning in higher education: The role of task-technology fit with the information systems success model," *Heliyon*, 9, p.e13751.
- Bagozzi, R. P., and Yi, Y. (1988). "On the evaluation of structural equation models," *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), pp.74-94.
- Bekey, G. A. (2005). *Autonomous Robots: From Biological Inspiration to Implementation and Control*, MIT Press.
- Berger, B., Adam, M., Rühr, A., and Benlian, A. (2021). "Watch me improve—algorithm aversion and demonstrating the ability to learn," *Business & Information Systems Engineering*, 63(1), pp.55-68.
- Besigomwe, K. (2025). "Human-in-the-Loop Self-Healing Systems: Integrating Human Oversight for Autonomous Failure Detection, Repair and System Optimization," *Cognizance Journal of Multidisciplinary Studies*, 5(3), pp.254-267.
- Binns, R., Van Kleek, M., Veale, M., Lyngs, U., Zhao, J., and Shadbolt, N. (2018). "It's Reducing a Human Being to a Percentage': Perceptions of Justice in Algorithmic Decisions," *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1-14.
- Biocca, F., and Harms, C. (2002). "Defining and measuring social presence: Contribution to the networked minds theory and measure," In: Gouveia, F. R., and Biocca, F. (Eds.), *The 5th International Workshop on Presence*, Porto: University Fernando Pessoa, pp.7-36.
- Broadbent, E., Stafford, R., and MacDonald, B. (2009). "Acceptance of healthcare robots for the older

- population: Review and future directions," *International Journal of Social Robotics*, 1(4), pp.319-330.
- Brown, S. (2020). "A New Study Measures the Actual Impact of Robots on Jobs. It's Significant," MIT Management Sloan School, <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/a-new-study-measures-actual-impact-robots-jobs-its-significant>, retrieved June 2025.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.
- Bughin, J., Seong, J., Manyika, J. Chui, M., and Joshi, R. (2018). *Notes from the AI frontier: Modeling the Impact of AI on the World Economy*, McKinsey Global Institute.
- Chakraborty, D., Troise, C, and Bresciani, S. (2025). "Exploring consumer intentions to continue: Integrating task technology fit and social technology fit in generative AI based shopping platforms," *Technovation*, 142, p.103189.
- Chang, C. M., and Hsu, M. H. (2016). "Understanding the determinants of users' subjective wellbeing in social networking sites: an integration of social capital theory and social presence theory," *Behaviour & Information Technology*, 35(9), pp.720-729.
- Chugunova, M., and Sele, D. (2022). "We and it: An interdisciplinary review of the experimental evidence on how humans interact with machines," *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, 99, p.101897.
- Colquitt, J. A., and Rodell, J. B. (2015). "Measuring justice and fairness," In *Oxford Handbook of Justice in the Workplace*, Cropanzano, R., and Ambrose, M. L. (Eds.). Oxford University Press, pp.187-202.
- Cortina, J. M. (1993). "What is coefficient alpha? An examination of theory and applications," *Journal of Applied Psychology*, 78(1), pp. 98-104.
- Davis, F. D. (1989). "Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology," *MIS Quarterly*, 13(3), pp.319-340.
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., and Massey, C. (2015). "Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms After Seeing Them Err," *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(1), pp.114-126.
- Dishaw, M. T., and Strong, D. M. (1998). "Extending the Technology Acceptance Model with Task-Technology Fit Constructs," *Information & Management*, 36(1), pp.9-21.
- Downen, T., Kim, S., and Lee, L. (2024). "Algorithm aversion, emotions, and investor reaction: Does disclosing the use of AI influence investment decisions?," *International Journal of Accounting Information Systems*, 52, p.100664.
- Eastwood, B. (2024). "The who, what, and where of AI adoption in America," MIT Management Sloan School, <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/who-what-and-where-ai-adoption-america>
- Eisinga, R., Grotenhuis, M. T., and Pelzer, B. (2013). "The reliability of a two-scale: Pearson, Cronbach, or Spearman-Brown?," *International Journal of Public Health*, 58(4), pp.637-642.
- Feng, S., Yamato, N., Ishiguro, H., Shiomi, M., and Sumioka, H. (2025). "Baby schema in human-robot physical interaction: Influence of baby likeness in a communication robot

- on caregiving behavior,” *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 4, p.100150.
- Fornell, C., and Larcker, D. F. (1981). “Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error,” *Journal of Marketing Research*, 18(1), pp.39-50.
- Frick, W. (2015). When Your Boss Wears Metal Pants, *Harvard Business Review*, June, pp. 84-89.
- Gazit, L., Arazy, O., and Hertz, U. (2023). “Choosing between human and algorithmic advisors: The role of responsibility sharing,” *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2), p.100009.
- Germann, M., and Merkle, C. (2022). “Algorithm Aversion in Delegated Investing,” *Journal of Business Economics*, 93, pp.1691-1727.
- Gombolay, M. C., Gutierrez, R. A., Clarke, S. G., Sturla, G. F., and Shah, J. A. (2015). “Decision-making authority, team efficiency and. Uman worker satisfaction in mixed human-robot team,” *Auton Robot*, 39, pp. 293-312.
- Goodhue, D. L., and Thompson, R. L. (1995). “Task-Technology Fit and Individual Performance,” *MIS Quarterly*, 19(2), pp.213-236.
- Graetz, G. and Michaels, G. (2018). “Robots at Work,” *The Review of Economics and Statistics*, 100(5), pp.753-768.
- Gunawardena, C. N. (1995). “Social presence theory and implications for interaction and collaborative learning in computer conferences,” *Internation Journal of Educational Telecommunications*. 1(2/3), pp.147-166.
- Hancock, P. A., Billings, D. R., Schaefer, K. E., et al. (2011). “A meta-analysis of factors affecting trust in human-robot interaction,” *Human Factors*, 53(5), pp.517-527.
- Heßler, P. O., Pfeiffer, J., and Hafenbrädl, S. (2022). “When self-humanization leads to algorithm aversion: what users want from decision support systems on prosocial microlending platforms,” *Business & Information Systems Engineering*, 64(3), pp.275-292.
- Howard, M. C., and Hair Jr., J. F. (2023). “Integrating the expanded task - technology fit theory and the technology acceptance model: A multi-wave empirical analysis,” *AIS Transactions on Human - Computer Interaction*, 15(1), pp.83-110.
- Jauernig, J., Uhl, M., and Walkowitz, G. (2022). “People prefer moral discretion to algorithms: algorithm aversion beyond intransparency,” *Philosophy & Technology*, 35(1), pp.1-25.
- Jarrahi, M. H. (2018). “Artificial Intelligence and the Future of Work: Human-AI Symbiosis in Organizational Decision Making,” *Business Horizons*, 61, pp.577-586.
- Jiahe, P., Sarah, S., Yan, Z., Ramtin, T., Muhammad, B., and Wafa, J. (2025). “OfficeMate: Pilot Evaluation of an Office Assistant Robot,” *2025 20th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pp. 1529-1533
- Jie, Y. E. (2025). *4 in 10 Korean firms turn to AI to boost efficiency: survey*, The Korean Herald, <https://www.koreaherald.com/article/10504242>
- Julious, S. A. (2005). “Sample size of 12 per group rule of thumb for a pilot study,” *Pharmaceutical Statistics*, 4, pp.287-291.
- Jung, M., and Seiter, M. (2021). “Towards a better understanding on mitigating algorithm aversion in forecasting: an experimental

- study," *Journal of Management Control*, 32 (4), pp.495-516.
- Kätsyri, J., Förger, K., Mäkäräinen, M., and Takala, T. (2015). "A review of empirical evidence on different uncanny valley hypotheses: Support for perceptual mismatch as one road to the valley of eeriness," *Frontiers in Psychology*, 6, p.390.
- Kodur, K., Zand, M., Tognotti, M., Banerjee, S., Banerjee, N. K., and Kyrarini, M. (2025). "Exploring the Dynamics of Human-Robot Interaction: Robot Error, Sentiment Analysis, and Politeness," *International Journal of Social Robotics*, pp.1-14. DOI:10.1007/s12369-025-01282-x
- Koh, L. Y., and Yuen, K. F. (2025). "Individual-, task-, and technology-fit perspective of autonomous delivery robots confirmation and adoption in smart cities," *International Journal of Hospitality Management*, 128, p.104182.
- Lee, M. K. (2018). "Understanding Perception of Algorithmic Decisions: Fairness, Trust, and Emotion in Response to Algorithmic Management," *Big Data & Society*, January-June, pp.1-16.
- Lin, X., Wang, T., and Sheng, F. (2025). "Exploring the dual effect of trust in GAI on employees' exploitative and exploratory innovation," *Humanities & Social Sciences Communications*, 12(1), p.663.
- Liu, T. (2024). "Research on Legal Responsibility Attribution for Autonomous Systems: An AI Governance Perspective," *Science of Law Journal*, 3(7), pp.166-174.
- Mavridis, N. (2015). "A Review of Verbal and Non-Verbal Human - Robot Interactive Communication," *Robotics and Autonomous Systems*, 63, pp. 22-35.
- Mayer, H., Yee, L., Chui, M., and Roberts, R. (2025). Superagency in the Workplace: Empowering People to Unlock AI's Full Potential, McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/superagency-in-the-workplace-empowering-people-to-unlock-ais-full-potential-at-work>
- McGahan, A. M., and Porter, M. E. (1997). "How Much Does Industry Matter, Really?," *Strategic Management Journal*, 18(Summer Special Issue), pp.15-30.
- Nass, C., Steuer, J., and Rauber, E. R. (1994). "Computers are Social Actors," *Conference on Human Factors in Computing System*, April 24-28, pp.72-78.
- Nunnally, J., and Bernstein, I. (1994). *Psychometric Theory (3rd ed.)*, McGraw-Hill.
- OECD. (2019). *Artificial Intelligence in Society*, OECD Publishing. Paris, <https://doi.org/10.1787/eedfee77-en>.
- Ose-Frimpong, K., and McLean, G. (2018). "Examining online social brand engagement: A social presence theory perspective," *Technological Forecasting & Social Change*, 123, pp.10-21.
- Othman, U., and Yang, E. (2023). "Human-Robot Collaborations in Smart Manufacturing Environments: Review and Outlook," *Sensors*, 23(12), p.5663.
- Pan, X. (2020). "Technology Acceptance, Technological Self-Efficacy, and Attitude Toward Technology-Based Self-Directed Learning: Learning Motivation as a Mediator," *Frontiers in Psychology*, 11, p.564294.
- Pinney, J., Carroll, F., and Newbury, P. (2022).

- "Human-robot interaction: the impact of robotic aesthetics on anticipated human trust," *PeerJ Computer Science*, 8, p.e837.
- Porter, M. E. (1980). *Competitive Strategy: Techniques for Analyzing Industries and Competitors*. NY: Free Press.
- Przegalinska, A., Triantoro, T., Kovbasiuk, A., Ciechanowski, L., Freeman, R. B., & Sowa, K. (2024). "Collaborative AI in the workplace: Enhancing organizational performance through resource-based and task-technology fit perspectives," *International Journal of Information Management*, 81, p.102853.
- Reeves, B., and Nass, C. (1996). *The Media Equation: How People Treat Computers, Television, and New Media like Real People and Places*. Cambridge University Press.
- Reich, T., Kaju, A., and Maglio, S. J. (2023). "How to overcome algorithm aversion: Learning from mistakes," *Journal of Consumer Psychology*, 33(2), pp.285-302.
- Shea, R. N. (2025). *Safer, Clearer, and More Explicit: ISO 10218 Gets a Makeover, Universal Robots*, available at <https://www.universal-robots.com/blog/safer-clearer-and-more-explicit-iso-10218-gets-a-makeover/>, retrieved June 2025.
- Shipp, A. (2024). *AI Assistant Monitors Teamwork to Promote Effective Collaboration*. MIT News, <https://news.mit.edu/2024/ai-assistant-monitors-teamwork-promote-effective-collaboration-0819>, retrieved June 2025.
- Short, J., Williams, E., and Christie, B. (1976). *The Social Psychology of Telecommunications*. John Wiley and Sons, London.
- Tu, C. H., and Melsaac, M. (2002). "The relationship of social presence and interaction in online classes," *The American Journal of Distance Education*, 16(3), pp.131-150.
- U.S. Bureau of Labor Statistics (2025). *Occupational Outlook Handbook*, <https://data.bls.gov/search/query/results?cx=013738036195919377644%3A6ih0hfrgl50&q=artificial+intelligence+inurl%3Abls.gov%2Ffoo%2F>, retrieved June 2025.
- Venkatesh, V., and Bala, H. (2008). "Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions," *Decision Sciences*, 39(2), pp.273-315.
- Venkatesh, V., and Davis, F. D. (2000). "A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies," *Management Science*, 46(2), pp.186-204.
- Wang, Y., Sun, X., Zhang, X., and Shi, H. (2025). "Do you feel empowered by AI service robot? An exploration of consumer's social power perception in human-AI interaction," *Journal of Retailing and Consumer Services*, 87, p.104434.
- Wamba-Taguimdje, S. L., Wamba, S. F., Kamdjoug, J. R. K., and Wanko, C. E. T. (2020). "Influence of Artificial Intelligence (AI) on Firm Performance: The Business Value of AI-based Transformation Projects," *Business Process Management Journal*, 26(7), pp. 1893-1924.
- Waytz, A., Heafner, J., and Epley, N. (2014). "The mind in the machine: Anthropomorphism increases trust in an autonomous vehicle," *Journal of Experimental Social Psychology*, 52, pp.113-117.
- Wuman, P. R., D'Andrea, R., and Mountz, M. (2008). "Coordinating Hundreds of Cooperatives," *Autonomous Vehicles in Warehouses, AI*

- Magazine*, 29(1), pp.9-20.
- Yam, K. C., Bigman, Y., and Gray, K. (2021). "Reducing the uncanny valley by dehumanizing humanoid robots," *Computers in Human Behavior*, 125, p.106945.
- Yamaguchi, M. (2025). "Item-level implicit affective measures reveal the uncanny valley of robot faces," *International Journal of Human - Computer Studies*, 196, p.103443.
- Yu, G., Tan, G., Huang, H., Zhang, Z., Chen, P., Natella, R., and Zheng, Z. (2025). "A Survey on Failure Analysis and Fault Injection in AI Systems," *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*. DOI:10.1145/3732777
- Zhang, X., King, A., and Prior, H. (2025). "Attitudes before actions: how music teachers' technological acceptance and competence shape technological behaviour in China," *Humanities Social Science Communications*, 12, p.1222.

-
- 저자 양재용은 현재 한양대학교 산업융합학부 경영공학 전공 조교수로 재직 중이다. 한양대학교에서 경영컨설팅학 박사 학위를 취득하였다. 대학 교수로 임용되기 전까지 기아자동차, 신세계I&C, LG이노텍에서 자산관리, 재무관리, 생산운영관리, 사업기획, 마케팅, IT시스템 기획 등의 업무를 담당했다. 주요 연구분야는 AI와 디지털 전환, ESG와 지속가능성, 제품서비스시스템(PSS) 등이다.
 - 저자 박광태는 현재 고려대학교 경영대학 교수로 재직 중이다. 서울대학교에서 학사와 석사를, 미국 버클리대학교에서 산업공학/경영과학 박사 학위를 취득하였다. 주요 연구분야는 SCM, 서비스경영, 혁신 등이다.

〈별첨 1〉 상황 시나리오

여러분이 다니고 있는 회사에서는 최근 인공지능 로봇을 도입하여 시범적으로 적용하고 있습니다. 인공지능 로봇은 다음과 같은 특징을 갖고 있는 AI 동료입니다.

1. 프로젝트 진행 중 일정관리, 문서작성, 요약, 정보 검색, 아이디어 제안 등의 업무를 자동화하거나 지원합니다.
2. 음성 혹은 텍스트 기반으로 팀원들과 자연스럽게 소통하며 이진 대화 이력을 기반으로 맥락을 이해합니다.
3. 각 팀원의 작업 속도, 기여도, 선호도 등을 분석하여 업무 분담을 제안하거나 조정합니다.
4. 회의 중 특정 의견에 대한 요약과 대안 제시, 의견 조율 역할을 수행합니다.
5. 물리적으로 존재하는 경우는 물론이고, 챗봇처럼 물리적으로 존재하지 않더라도 메신저, 이메일, 스케줄 시스템 등에서 마치 인간 동료처럼 행동합니다.

여러분은 AI 로봇 동료와 3개월째 근무하고 있다고 가정합니다. 다음의 설문문항에 대해 여러분의 경험이나 감정에 따라 응답하여 주시기 바랍니다.

〈별첨 2〉 측정지표 및 문항

측정지표	NO	측정문항	선행문헌
AI 동료 수용성	AC1	나는 AI 동료와 협업하는 것이 편하다고 느낀다.	Gombolay et al. (2015)
	AC2	AI 동료는 인간 동료만큼 효과적으로 팀워크를 발휘할 수 있다고 생각한다.	
	AC3	AI 동료와의 협업이 지속된다면 업무 효율이 높아질 것 같다.	
	AC4	AI 동료는 협업 과정에서 합리적으로 행동할 것이라고 생각한다.	
	AC5	AI 동료는 함께 일할 때 불필요한 갈등이 줄어들 것 같다.	
신뢰도	TR1	나는 AI 동료의 판단과 제안을 신뢰할 수 있다.	Lin et al.(2025)
	TR2	AI 동료는 예측 가능하고 일관된 방식으로 업무를 수행할 수 있다.	
	TR3	AI 동료는 나의 의견을 적절히 반영할 것이라고 믿는다.	
공정성 인식	FA1	AI 동료는 차별 없이 공정하게 협업할 것이다.	Colquitt and Rodell(2015), Binns et al.(2018)
	FA2	AI 동료는 특정인에게 편향되지 않고 균형 잡힌 태도를 보일 것이다.	
	FA3	AI 동료는 공동의 업무 목표를 기준으로 객관적으로 행동할 것이다.	
외형적 유사성	AP1	AI 동료가 사람처럼 말하거나 목소리를 내면 더 신뢰할 수 있을 것 같다.	김다혜 외(2024), Feng et al.(2025), Wang et al.(2025)
	AP2	AI 동료가 인간의 얼굴이나 표정을 흉내내면 더 친근하게 느껴진다.	
	AP3	AI 동료가 인간과 유사한 제스처나 행동을 보일 때 더 친근하게 느껴진다.	
감정적 거리감	EM1	AI 동료와 감정적인 소통이 어렵기 때문에 거리감을 느낀다.	Nass et al.(1994)
	EM2	나는 AI 동료에게 감정을 표현하거나 고민을 나누는 것이 꺼려진다.	
	EM3	인간적인 이해가 부족하여 AI 동료에게 불편함을 느낄 수 있다.	
직무 특성	JC1	나의 업무는 데이터와 논리를 중요시하는 직무 속성을 갖는다.	Pan(2020), Zhang et al.(2025)

〈별첨 3〉 확인적 요인분석 결과

차원	변수	요인 적재치	표준화된 요인 적재치	표준오차	개념신뢰도 (C.R.)	평균분산추출 (AVE)	Cronbach's α
공정성 인식	FA1	1.000	0.822		0.803	0.578	0.800
	FA2	0.962	0.785	0.110			
	FA3	0.673	0.665	0.090			
외형적 유사성	AP1	1.000	0.750		0.892	0.736	0.889
	AP2	1.337	0.938	0.126			
	AP3	1.256	0.875	0.121			
감정적 거리감	EM1	1.000	0.861		0.821	0.697	0.833
	EM3	0.943	0.807	0.101			
신뢰도	TR1	1.000	0.477		0.679	0.538	0.609
	TR2	2.095	0.921	0.681			
AI 수용성	AC1	1.000	0.746		0.753	0.505	0.795
	AC2	1.106	0.727	0.160			
	AC5	1.095	0.656	0.165			

CMIN=58.223($p=0.257$), DF=52, CMIN/DF=1.12, PMR=0.056, GFI=0.937, AGF=0.889, NFI=0.925, IFI=0.991, TLI=0.987, CFI=0.991, RMSEA=0.030

Cronbach's α 값은 모든 측정 항목이 0.6 이상의 수치를 보이고 있어 측정도구로서 신뢰성이 확보되었다고 볼 수 있으나 '신뢰도' 항목의 경우 다른 항목들에 비해 다소 낮은 값으로 나왔음. 이는 Cronbach's α 값은 구조적으로 문항 수에 민감하게 반응하기 때문에 문항이 2개 이하인 경우는 과소 추정되는 경향이 있으므로 Cronbach's α 값만으로 측정도구의 신뢰성을 판단하는 것은 적절치 않으며 (Cortina, 1993), 측정도구 간의 상관계수를 고려하여 판단하는 것이 적절하다(Eisinga et al., 2013)는 선행연구의 권고를 따른 것임.