한국심리학회지: 산업 및 조직
Korean Journal of Industrial and Organizational Psychology
2026. Vol. 39, No. 3, 473-503
https://doi.org/10.24230/kjiop.v39i3.473-503

직장 내 AI 불안 척도(WAAS) 개발 및 타당화 연구

한 보 영[1)] 김 숙[1)] 김 누 리[1)] 최 기 홍[1),2)†]

[1)]고려대학교 심리학부 심리융합과학대학원 [2)]고려대학교 KU마음건강연구소

본 연구의 목적은 AI 도입 및 활용 과정에서 직장인이 경험하는 심리적 위협을 측정하기 위한 직장 내 AI 불안 척도(Workplace AI Anxiety Scale, WAAS)를 개발하고 타당화하는 것이다. 기존 범용 AI 불안 척도가 조직 맥락을 충분히 반영하지 못하는 한계를 보완하고자 사회적 비교 불안과 정보 신뢰 불안 요인을 포함하였다. 연구 1에서는 직장인 123명을 대상으로 탐색적 요인분석을 실시하여 5요인 구조를 도출하였다. 연구 2에서는 직장인 223명을 대상으로 확인적 요인분석을 통해 5요인 구조의 적합성을 확인하고, 1차 요인 상관모형과 2차 요인모형을 비교하였으며, 수렴 및 변별 타당도를 검증하였다. 연구 결과 WAAS는 정보 신뢰 불안, 사회적 비교 불안, 학습 불안, 정보 보안 불안, 직무 대체 불안의 5개 하위 요인 15문항으로 구성되었으며, 양호한 적합도와 신뢰도가 확인되었다. 기존 AI 불안 척도와 유의한 상관을 보였으며, 직무 스트레스 및 AI 수용도와는 구별되는 것으로 나타났다. 본 연구는 직장 내 AI 불안을 다차원적으로 측정하는 척도를 개발·타당화하고, 직장인의 AI 불안 수준과 특성을 파악하여 적절한 심리적 자원을 지원하기 위한 기초 자료를 제공한다. 본 연구의 의의와 제한점, 향후 연구 방향을 논의하였다.

주요어 : 인공지능, 직장 내 AI 불안, 사회적 비교, 정보 신뢰, 척도 개발 및 타당화, 확인적 요인분석

---

* 이 논문은 한국연구재단의 지원으로 수행된 연구임 (NRF-2023S1A5C2A07095987)

† 교신저자: 최기홍, 고려대학교 KU마음건강연구소 소장, 고려대학교 심리학부 교수, 서울시 성북구 안암동
E-mail: kchoi1@korea.ac.kr

Copyright ⓒ 2026, The Korean Society for Industrial and Organizational Psychology. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution –NonCommercial Licenses (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

서 론

AI는 조직의 비즈니스 프로세스와 성과 창출 구조 전반을 재편하는 핵심 동력으로 자리 잡고 있다(Pektaş, 2024). 생성형 AI와 대규모 언어 모델의 확산은 기술 적용 범위를 지식 노동 전반으로 확장시켰다(Kim et al., 2025). 다양한 실험 및 현장 연구들은 AI가 지식 노동자의 과업 수행 시간을 유의하게 단축하고 결과물의 질을 향상시키는 등, 생산성과 효율성을 크게 증대시킨다는 실증적 증거를 제시하고 있다(Dell'Acqua et al., 2026; Noy & Zhang, 2023). AI 활용 역량은 조직과 개인의 경쟁력을 좌우하는 핵심 요소로 인식되고 있으며(Fosso Wamba et al., 2024), 이에 따라 조직 내 AI 도입과 활용은 빠르게 확산되고 있다.

그러나 AI 도입이 조직 구성원에게 항상 긍정적인 경험만을 제공하는 것은 아니다. AI 도입은 기존 직무 역량을 변화시키고 재교육 요구를 증가시키며(Morandini et al., 2023), 프라이버시 침해 가능성이나 생성형 AI의 정보 오류와 같은 새로운 위험 요인을 수반한다(Ji et al., 2023; Sun et al., 2024). 이러한 변화와 잠재적 위협은 구성원이 새로운 직무 환경에 대응하는 데 필요한 심리적 자원을 요구하며, 이와 관련하여 경험되는 심리적 긴장 상태는 AI 불안으로 나타날 수 있다(Li & Huang, 2020).

적정 수준의 불안은 새로운 기술 학습을 위한 동기 부여 기제로 작용하기도 하지만(임명성, 박민수, 2015; Wang & Wang, 2022) 그것이 개인의 대처 자원을 초과할 경우 직업적 정체성 상실, 무가치감, 역할 불확실성과 같은 심각한 심리적 역기능을 유발하게 된다(Brougham & Haar, 2018). 특히 AI는 인간 고유의 영역으로 여겨져 온 판단과 창의성 영역까지 침투하면서, 직장인이 자신의 직무 가치와 전문성을 끊임없이 의심하게 만드는 심리적 압박원으로 작용하고 있다(Frey & Osborne, 2017). 이러한 심리적 반응은 조직 구성원의 기술 수용과 업무 수행 과정에 영향을 미칠 수 있다는 점에서, 직장 내 AI 불안은 조직 차원에서 이해하고 관리할 필요가 있는 심리적 현상이다.

최근 AI 불안을 직무 대체, 프라이버시, 학습 부담 등 복수의 위협 요인으로 구성된 다차원적 개념으로 이해하려는 시도가 이어지고 있다(Kim et al., 2025; Li & Huang, 2020). 이에 따라 AI 불안을 측정하기 위한 척도들이 개발되었는데, Wang과 Wang(2022)은 학습 및 직무 대체와 더불어 사회 기술적 측면을 포함한 AI 불안 척도(Artificial Intelligence Anxiety Scale, AIAS)를 개발하여 4요인 구조를 확립하였다. 또한, Li와 Huang(2020)은 통합 공포획득모형(Integrated fear acquisition theory, IFAT)에 근거하여 AI 불안의 하위 요인들을 체계적으로 범주화하였으며, Schepman과 Rodway(2020)는 일반적 인공지능 태도 척도(General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale, GAAIS)를 통해 AI에 대한 인지적·정의적 태도를 측정하는 등 다차원적 접근을 시도하였다. 이러한 선행 연구들은 AI 불안을 구성하는 요인을 식별하고 개념화하였다는 점에서 의의를 지닌다.

그러나 이러한 기존 척도들은 주로 일반 대중이나 학생을 대상으로 개발되어, 보상과 성과 평가, 역할 기대가 제도화된 직장 맥락의 특성을 충분히 반영하지 못하는 한계가 존재한다(Bakker & Demerouti, 2007; Orlikowski, 2000). 따라서 기존의 범용 AI 불안 척도만으로는 직장인 특유의 심리적 위협을 충분히 포

착하기 어렵다. 또한 기존 연구는 AI 불안을 다차원적 구성개념으로 이해하는 데에는 기여하였으나, 이러한 하위 요인들이 하나의 구조 안에서 어떻게 통합될 수 있는지에 대한 검증은 제한적으로 이루어졌다. 선행 연구에서 AI 불안 척도의 구조를 보다 엄밀하게 확인하기 위해 확인적 요인분석(confirmatory factor analysis, CFA)의 필요성이 제기된 바 있으며(Wang & Wang, 2022), 이는 다양한 하위 요인들이 어떠한 구조적 관계를 형성하는지를 통계적으로 검증할 필요가 있음을 시사한다(Anderson & Gerbing, 1988). 최근 연구에서는 1차 및 2차 CFA를 통해 AI 불안이 다수의 하위 요인으로 구성되면서도 상위 차원으로 구조화될 가능성이 제시되었다(Li & Huang, 2020). 이는 AI 불안의 다양한 하위 요인들이 공통된 상위 구성개념으로 설명될 가능성을 시사한다. 이에 따라 AI 불안의 하위 요인이 어떠한 상위 구조를 형성하는지 검증하는 접근이 요구된다.

국내에서도 AI 도입에 대한 직장인의 특수한 경험을 반영하려는 연구가 이루어졌다. 김시내와 박지영(2024)은 직장인 대상의 인공지능 기술 적용 태도 척도(Korean version of Attitudes towards Artificial intelligence Application at Work, K-AAAW)를 개발함으로써 연구의 배경을 직장으로 확장하였다. 그러나 AI에 대한 태도는 기술에 대한 전반적 평가와 수용 성향을 반영하는 반면, 본 연구에서 다루는 직장 내 AI 불안은 조직 맥락에서 AI 활용 및 확산과 연계되어 경험되는 심리적 긴장과 정서적 불안 반응을 의미한다(Eysenck & Calvo, 1992; Heinssen et al., 1987). 따라서 AI에 대한 전반적 평가와 수용 성향만으로는 직장인이 실제로 경험하는 불안과 심리적 부담을 충분히 설명하기 어려우며, 직장 내 AI 불안을 AI에 대한 태도와 구별되는 구성개념으로 검토할 필요가 있다. 본 연구에서는 AI 태도와 구별되는 심리적 구성개념으로서 직장 맥락에서 경험되는 AI 불안을 측정할 수 있는 직장 내 AI 불안 척도(Workplace AI Anxiety Scale, WAAS)를 개발하였다.

WAAS에서는 직장 내 AI 불안을 '직장인이 AI의 도입과 확산 과정에서 자신의 직무, 역할, 역량, 통제력, 사회적 지위 등에 위협을 인식할 때 경험하는 심리적 긴장과 정서적 불안 상태'로 정의한다.

WAAS는 기존 AI 불안 연구에서 검증된 학습 불안(learning anxiety), 정보 보안 불안(information security anxiety), 직무 대체 불안(job replacement anxiety)(Li & Huang, 2020; Wang & Wang, 2022)에 더하여, 사회적 비교 불안(social comparison anxiety)과 정보 신뢰 불안(information trust anxiety)을 포함하여 직장 맥락에 맞게 구성하였다.

Festinger(1954)의 사회적 비교 이론에 따르면, 개인은 자신의 능력이나 가치를 객관적으로 평가하기 어려운 불확실한 상황에서 타인과의 비교를 통해 자신의 위치와 가치를 확인하려는 본능적 기제를 지닌다(Festinger, 1954; Garcia et al., 2013). 이러한 비교 기제는 보상, 승진, 성과평가가 제도적으로 구조화된 조직 환경에서 더욱 일상적으로 작동한다(Buunk, 2024; Buunk & Gibbons, 2007). AI 도입은 구성원에게 자신의 역할과 직무 가치가 어떻게 변화할지 예측하기 어려운 불확실한 상황을 조성하며(Kellogg et al., 2020), 이에 따라 조직 내 자신의 위치와 역량을 판단하는 과정에서 타인과의 비교가 더욱 중요해질 수 있다. 그 결과, 조직 내 AI 활용 역량의 차이는 새로운

위계와 사회적 지위에 대한 위협으로 작용하며, 동료에 대한 방어적 행동이나 심리적 위축을 초래할 수 있다(Mirbabaie et al., 2022; Reh et al., 2018; Rizzo et al., 2025).

테크노스트레스 연구에서 제시된 테크노-불안정성(techno-insecurity)은 신기술의 도입과 활용 과정에서 동료와의 비교를 통해 자신의 직무 가치가 하락하거나 직무가 대체될 수 있다는 불안을 의미한다(Tarafdar et al., 2007). 이는 직장 내 AI 불안이 기술 자체에 대한 두려움뿐 아니라, 사회적 비교와 상대적 지위 위협과도 관련될 수 있음을 시사한다. 이러한 논의를 바탕으로 WAAS에서는 AI 역량 차이로 인해 발생하는 관계적·지위적 위협 인식을 사회적 비교 불안으로 개념화하였다(Greenberg et al., 2007; Reh et al., 2018).

정보 신뢰 불안은 AI 산출물의 불확실성으로 인해 자신의 전문성이 의심받거나, AI와의 협업 과정에서 발생하는 책임 소재의 불분명함에 대한 실무적 리스크 인식을 반영한다(Ji et al., 2023; Zeiser, 2024). 생성형 AI의 확산은 직장 맥락에서 정보 신뢰성과 관련된 불안을 또 다른 중요한 AI 불안 요인으로 부각시킨다. 생성형 AI는 확률적 패턴에 기반하여 결과를 도출하는 특성상, 사실과 다른 정보를 산출하는 '환각(hallucination)' 현상을 내포하고 있다(Bubeck et al., 2023; Ji et al., 2023). 조직 맥락에서 AI 산출물의 오류는 단순한 정보 오류를 넘어 개인의 업무 성과와 판단 책임에 직접적으로 연결될 수 있으며, 이는 의사결정의 주체로서 개인이 부담하는 판단 책임과 통제감에 위협이 될 수 있다(Zeiser, 2024).

이에 따라 사용자는 AI의 결과를 매 순간 점검하고 교차 검증해야 하는 부담을 지게 되며(Lebovitz et al., 2022), 이러한 정보 신뢰성에 대한 검증 부담은 직장인 특유의 심리적 피로와 불안을 가중시키는 핵심 요인이 된다(Joshi, 2025; Schneider & Haried, 2024). 국내 연구에서도 직장인들이 AI가 제공하는 정보의 신뢰성을 낮게 평가하고 이를 위협으로 인식하는 경향이 있음이 확인되었으며(전세희 등, 2025), 이는 AI 산출물에 대한 검증 책임이 실무 현장에서 실질적인 심리적 부담으로 작용함을 시사한다.

논의를 종합하면, 직장 맥락에서의 AI 불안은 기존 AI 불안 연구에서 제시된 하위 요인에 더하여 사회적 비교 불안과 정보 신뢰 불안을 함께 고려하는 다차원적 구성개념으로 가정할 수 있다. 또한 이러한 하위 요인들이 어떠한 요인 구조를 형성하며, 하나의 상위 구성개념으로 설명될 수 있는지를 실증적으로 검증할 필요가 있다.

타당성이 검증된 WAAS는 조직의 AI 도입 과정에서 직장인이 경험하는 AI 불안을 체계적으로 진단하고, 다차원적으로 구성된 불안의 양상을 구체적으로 파악하는 데 유용한 지표가 될 것이다. 나아가 이를 바탕으로 불안 수준에 따른 맞춤형 기술 수용과 조직 변화관리 전략 마련을 위한 실무적 개입의 기초 자료를 제공함으로써, 조직의 AI 도입 및 인간-AI 협업 과정에서 직장인에게 필요한 심리적 자원과 지원 방안을 마련하는 데 기여하고자 한다(Berretta et al., 2023; O'Neill et al., 2022).

본 연구는 두 단계로 구성되었다. 연구 1에서는 예비 문항을 개발하고 탐색적 요인분석(exploratory factor analysis, EFA)을 실시하여 척도의 요인 구조를 탐색하였다. 연구 2에서는 연구 1과 독립된 표본을 대상으로 확인적 요인분석(CFA)을 실시하여 요인 구조를 검증하고 1차 요인 상관모형(first-order correlated

model)과 2차 요인모형(second-order factor model)을 비교하였다. 또한 기존 AI 불안 척도(AIAS) 및 한국인 직무 스트레스 척도(Korean Occupational Stress Scale, KOSS)와의 관계를 분석하여 척도의 수렴 및 변별 타당도를 검증하였다.

연구 1

개요

본 연구 1의 목적은 직장 내 AI 불안 척도(WAAS)를 개발하고, 해당 척도의 요인 구조를 탐색하는 것이다. 이를 위해 예비 문항을 구성하고, 탐색적 요인분석을 통해 문항의 잠재적 요인 구조를 도출하였다.

연구 대상 및 절차

본 단계에서는 문헌 고찰과 전문가 타당도 검토를 거쳐 설계된 예비 문항을 대상으로 탐색적 요인분석을 실시하였다. 자료 수집은 국내 기업 재직자들을 대상으로 온라인 설문을 통해 응답을 얻었으며, 문항 수 대비 5배 이상의 권장기준(Tabachnick et al., 2007)을 토대로 15문항에 대해 123명의 표본을 확보하여 수행하였다. 설문 시작 전, 모든 참여자에게 연구 취지와 응답의 비식별화 처리 방침, 그리고 언제든 참여를 철회할 수 있는 자율적 권리를 고지하였다.

분석 방법

연구 1에서 수집된 자료는 R 통계 소프트웨어(버전 4.5.0)를 활용해 분석하였다. 예비 문항의 요인 구조를 확인하기 위해 탐색적 요인분석을 실시하였으며, 최대우도추정법(maximum likelihood estimation)을 사용하여 요인을 추출하였다. 하위 요인 간 상관을 허용하기 위해 사각 회전 방식인 직접 오블리민 회전을 적용하였다. 분석은 psych 패키지로 수행하였다(Revelle, 2020).

요인 수는 고유값, 스크리 도표, 평행분석(parallel analysis) 결과와 요인 수별 모형 적합도 및 각 모형의 요인 구성을 종합적으로 검토하여 결정하였다. 문항 유지 여부는 요인적재량, 교차적재, 문항–총점 상관 및 개념적 타당성을 함께 고려하여 결정하였다.

예비 문항 구성

본 연구에서는 직장 내 AI 불안을 단일 차원이 아닌 여러 유형의 불안이 결합된 다차원적 구성개념으로 정의하고, 이를 바탕으로 예비 문항을 구성하였다. 선행연구에 따르면 AI 불안은 학습 불안, 직무 대체 불안 등 서로 구별되는 하위 차원으로 나타나면서도, 전체적으로 하나의 통합된 정서적 반응으로 경험될 수 있는 특성을 지닌다(Wang & Wang, 2022). 이러한 개념적 관점에 근거하여 직장 내 AI 불안의 구성 요인을 도출하고자 국내외 선행연구를 검토하였다(김시내, 박지영, 2024; Li & Huang, 2020; Schepman & Rodway, 2020; Wang & Wang, 2022).

문헌 검토를 바탕으로 심리학 전공 교수 1인과 연구에 참여한 실무 전문가 3인이 직장 내 AI 불안이 여러 하위 차원으로 구성될 수 있음을 고려하여 잠정적 구성요인 영역을 설정하였다. 학습 불안, 직무 대체 불안, 정보보안 불안은 기존 AI 불안 척도 및 관련 연구

에서 보고된 주요 차원을 반영하여 구성하였다(Li & Huang, 2020; Wang & Wang, 2022). 학습 불안은 AI 관련 지식이나 기술 습득 과정에서 경험하는 심리적 부담을 의미하며, 직무 대체 불안은 AI로 인해 자신의 직무가 대체되거나 축소될 가능성에 대한 위협 인식을 반영한다. 정보 보안 불안은 AI 활용 과정에서 개인정보나 사생활이 침해될 수 있다는 우려와 기술 위험에 대한 불안을 의미한다(Li & Huang, 2020).

이에 더해 WAAS는 기존의 일반 AI 불안 척도들이 충분히 반영하지 못한 직장 맥락의 특성을 고려하여 사회적 비교 불안과 정보 신뢰 불안을 신규 구성요인으로 포함하였다. 사회적 비교 불안은 조직 내에서 AI 활용 역량의 차이가 동료와의 비교 및 평가로 이어지면서 자신의 상대적 위치나 직무 가치가 위협받을 수 있다는 점을 반영하며(Festinger, 1954; Greenberg et al., 2007), 정보 신뢰 불안은 생성형 AI 산출물의 오류 가능성과 그에 따른 판단 및 책임 부담이 직무 수행 과정에서 불안으로 이어질 수 있다는 점을 반영한다(Ji et al., 2023). 이러한 신규 구성요인은 AI 불안이 조직 내 상호작용과 직무 수행 맥락에서 경험되는 측면을 반영한다.

심리학 전공 교수 1인과 연구 참여 실무 전문가 3인은 각 구성요인 영역을 대표할 수 있는 예비 문항을 5개씩 작성하여 총 25개의 초기 문항군을 구성하였다. 이 과정에서 일부 문항은 기존 연구에서 사용된 문항의 표현을 직장 및 AI 활용 맥락에 맞게 수정하였고, 일부 문항은 직장 맥락에서의 AI 불안 특성을 반영하여 새롭게 개발하였다. 응답자의 태도를 정량적으로 측정하고 문항 간 반응의 일관성을 확보하기 위해 모든 문항에 5점 리커트 척도를 적용하였다(Babbie, 2010).

또한 직장 맥락에서 경험되는 AI 불안이 개인의 현재 업무 환경과 밀접하게 관련된 상태적 특성을 지닐 수 있다는 점을 고려하여, 응답자가 최근의 경험을 안정적으로 회상하면서도 현재의 업무 맥락을 적절히 반영할 수 있는 기간으로서 1개월을 참조 기간으로 설정하였다. 이러한 접근은 자기보고식 측정에서 적절한 회상 기간을 설정하는 것이 응답의 신뢰도와 타당도를 확보하는 데 중요하다는 선행 연구의 논의에 근거한다(Cohen et al., 1983). 또한 직무 관련 정서 및 경험을 측정하는 연구에서도 일정 기간을 기준으로 응답을 수집하는 방식이 활용되어 왔다(Schaufeli et al., 2002; Van Katwyk et al., 2000).

내용 타당도

WAAS 문항의 내용 타당도를 검토하기 위하여 심리학 교수 2인과 국내 대기업에서 AI 기술을 담당하는 부서장급 실무 전문가 1인으로 전문가 집단을 구성하였다. 평정의 방법으로는 각 문항에 대해 0점(관련 없음), 1점(부분적으로 관련 있음), 2점(적절하게 관련 있음)의 3점 척도를 적용하여 점수를 산정하였고 주관식으로 전문가 피드백을 수집하였다.

전문가 간 합의 수준은 내용 타당도를 판단하는 중요한 기준으로 간주되며(Lynn, 1986; Polit & Beck, 2006), 평정 점수 차이가 큰 문항은 구성개념에 대한 해석이 일관되지 않아 내용 타당성이 충분히 확보되지 않았을 가능성을 시사한다. 이에 본 연구에서는 해당 전문가 집단이 개별적으로 문항의 내용 타당성을 평정하였고, 전문가 간 평정 점수 차이가 2점 이상인 문항은 내용 타당성 저하 가능성이 있는 문항으로 판단하여 제외하였다. 이후 남은

문항을 대상으로 문항 수준 내용타당성 지수(I-CVI)를 산출하여 내용 적합성이 높은 항목을 우선적으로 검토하였으며, 문항 간 중복성을 배제하는 정교화 과정을 거쳤다. 이를 통해 WAAS의 다섯 하위 요인별(정보 신뢰 불안, 사회적 비교 불안, 학습 불안, 정보 보안 불안, 직무 대체 불안) 핵심 문항을 각 3개씩 선정하여 총 15개 문항을 구성하였다. 최종 선정된 15개 문항에 대한 척도 수준 내용타당성 지수(S-CVI/Ave)를 산출한 결과 .87로 나타났다(Lynn, 1986; Polit & Beck, 2006).

표 1. WAAS의 초기 고유값 및 평행분석 결과

요인 (Factor)	초기 고유값 (Eigenvalue)	평행분석 실제 고유값 (Actual)	평행분석 모의 고유값 (Simulated)
1	6.03	5.44	0.94
2	2.10	1.48	0.53
3	1.34	0.55	0.42
4	1.08	0.33	0.33
5	0.77	0.23	0.23
6	0.69	0.04	0.15

탐색적 요인 분석

탐색적 요인분석에 앞서 자료의 요인분석 적합성을 검토하였다. KMO 지수는 .85로 양호한 수준이었으며, Bartlett의 구형성 검정도 유의하였다(χ^2 = 957.52, df = 105, p < .001). 요인 수 결정을 위해 우선 고유값 1.00 이상 기준, 스크리 도표의 절단점 및 평행분석 결과를 검토하였다. 고유값 1.00 이상 기준에서는 4요인 구조가 제안되었다. 평행분석에서는 제3요인까지 실제 고유값이 모의 고유값을 상회하였고, 제4요인에서는 두 값의 차이가 미미하여 3요인 구조를 시사하였다(표 1). 한편 스크리 도표에서는 제3요인 전후로 고유값 감소폭의 변화가 관찰되었으나, 명확한 절단점은 확인되지 않았다(그림 1). 이처럼 요인 수 결정 기준에서 일관된 결과가 도출되지 않았으며 스크리 도표에서도 명확한 절단점이 확인되지 않아, 요인 수 결정에 대한 추가적인 통계적 근거를 확인하기 위해 1요인부터 6요인까지의 모형을 각각 추정하여 적합도를 비교하였다. 요인 수에 따른 모형 적합도 비교 결과는 표 2와 같다. 1요인부터 4요인까지의 모형은 TLI가 .90에 미치지 못하고 RMSEA도 .08을 초과하여 전반적으로 충분한 적합도를 보이지 않았다. 특히 평행분석에서 제안된 3요인 모형은 CFI = .90, TLI = .83, RMSEA = .10, SRMR = .06로 나타나 일부 지수는 수용 가능한 수준이었으나, TLI와 RMSEA가 적합도

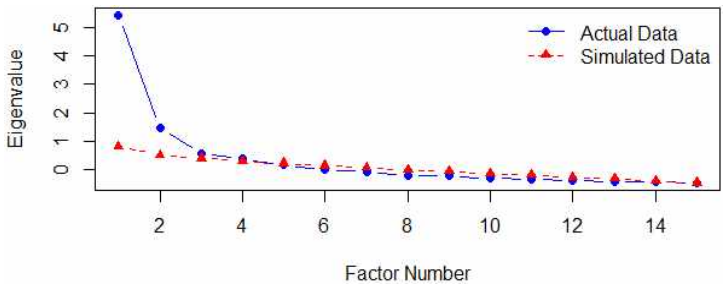


그림 1. WAAS의 스크리 도표 및 평행분석 결과

표 2. WAAS 요인 수별 탐색적 요인분석 모형 적합도

모형	χ^2	df	TLI	CFI	SRMR	RMSEA [90% CI]
1요인	403.78***	90	.57	.63	.14	.17 [.15, .19]
2요인	207.55***	76	.78	.85	.08	.12 [.10, .14]
3요인	147.72***	63	.83	.90	.06	.10 [.08, .13]
4요인	101.52***	51	.88	.94	.04	.09 [.06, .12]
5요인	61.44*	40	.93	.98	.03	.07 [.03, .10]
6요인	36.31	30	.97	.99	.02	.04 [.00, .08]

주. 최대우도추정법으로 요인을 추출하고 직접 오블리민 회전을 적용함. *p < .05. ***p < .001.

기준을 충족하지 못하였다. 고유값 1.00 이상 기준에서 제안된 4요인 모형도 CFI = .94, SRMR = .04로 일부 지수는 양호하였으나, TLI = .88, RMSEA = .09로 나타나 적합도 기준을 충족하지 못하였다. 반면 5요인 모형은 CFI = .98, TLI = .93, RMSEA = .07, SRMR = .03으로 나타나 전반적으로 수용 가능한 적합도를 보였다.

6요인 모형에서는 적합도 지수가 추가로 향상되었으나, 추가 요인의 해석이 어려웠다. 패턴행렬을 검토한 결과, 절댓값 .30 이상의 요인적재량을 보이는 문항이 없는 요인이 확인되어 실질적으로 해석 가능한 추가 요인이 형성되지 않았다. 따라서 6요인 모형에서 나타난 적합도 지수의 향상은 별도의 요인이 추가로 도출되었음을 의미하는 것으로 보기 어려웠다.

아울러 각 모형의 요인 구성을 검토한 결과, 3요인 모형에서는 사회적 비교 불안과 학습 불안 문항이 하나의 요인으로 통합되었으며, 정보 보안 불안과 직무 대체 불안 문항도 동일한 요인으로 통합되어 이론적으로 설정한 다섯 하위 차원 중 일부가 구분되지 않았다. 4요인 모형에서도 사회적 비교 불안과 학습 불안 문항이 하나의 요인으로 통합되었다. 반면 5요인 모형에서는 이론적으로 설정한 다섯 하위 차원이 각각 구분되었고, 모든 요인이 3개 문항으로 구성되어 해석이 가능하였다. 이에 본 연구에서는 모형 적합도와 각 모형의 요인 구성을 종합적으로 고려하여 5요인 구조를 최종 모형으로 채택하였다.

최종 채택된 5요인 모형은 전체 분산의 63.45%를 설명하였으며, 요인별 설명 분산은 사회적 비교 불안 16.23%, 정보 보안 불안 14.84%, 정보 신뢰 불안 12.09%, 학습 불안 11.01%, 직무 대체 불안 9.28%로 나타났다. 요인적재량 분석 결과 .39~.91의 범위로 나타났으며, 대부분의 문항이 .50 이상의 적재량을 보였다(표 3).

요인 간 상관을 분석한 결과, 상관계수는 .18에서 .56 범위로 나타났다(표 4). 특히 사회적 비교 불안과 학습 불안 간 상관이 가장 높게 나타났으며(r = .56), 이는 탐색적 요인분석 과정에서 4요인 모형 도출 시 두 요인이 단일 요인으로 통합되었던 결과와도 일관된다. 추가적으로 요인행렬을 검토한 결과, 사회적 비교 불안 요인의 일부 문항에서 학습 불안 요인에 대한 교차적재가 관찰되었다(표 4). 그러

표 3. WAAS 문항의 탐색적 요인적재량 및 문항-총점 상관

요인	문항 번호	문항	요인 적재량	문항-총점 상관
F1 정보 신뢰 불안	Q3	(최근 한 달간) 나는 업무 수행 중 동일한 주제에 대해 AI가 서로 다른 답변을 제공할 때 불안을 느꼈다.	.88	.47
	Q2	(최근 한 달간) 나는 업무 수행 중 AI의 답변을 신뢰하는 것이 불안했다.	.67	.41
	Q1	(최근 한 달간) 나는 업무 중 AI 정보의 진위 여부를 판단하기 어려워 불안했다.	.54	.51
F2 사회적 비교 불안	Q6	(최근 한 달간) 나는 AI를 잘 다루지 못하면 리더나 동료들에게 인정받지 못할까 봐 불안했다.	.91	.68
	Q5	(최근 한 달간) 나는 AI를 잘 다루지 못해 직장 내에서 도태될 것 같아 불안했다.	.70	.64
	Q4	(최근 한 달간) 나는 AI를 잘 다루는 동료와 비교되거나 평가받을까 봐 불안했다.	.62	.57
F3 학습 불안	Q9	(최근 한 달간) 나는 AI의 발전 속도를 따라가지 못할까 봐 불안했다.	.74	.61
	Q8	(최근 한 달간) 나는 AI를 충분히 이해하지 못하는 것 같아 불안했다.	.60	.61
	Q7	(최근 한 달간) 나는 AI와 관련된 기술을 배우는 과정에서 불안을 느꼈다.	.39	.61
F4 정보 보안 불안	Q12	(최근 한 달간) 나는 내 회사정보나 개인정보가 타인의 AI 분석 목적으로 무단 활용될까 불안했다.	.84	.60
	Q10	(최근 한 달간) 나는 AI가 내 회사정보나 개인정보를 과도하게 수집할까 봐 불안했다.	.83	.64
	Q11	(최근 한 달간) 나는 AI가 나의 업무 활동을 감시할까 봐 걱정했다.	.69	.56
F5 직무 대체 불안	Q14	(최근 한 달간) 나는 AI 의존이 높아질수록 업무 수행 중에 내 창의성이 떨어질까 봐 불안했다.	.64	.55
	Q15	(최근 한 달간) 나는 AI가 나의 직무를 대체할까 봐 불안했다.	.62	.47
	Q13	(최근 한 달간) 나는 나보다 더 똑똑한 AI와 함께 일하는 것이 불안했다.	.53	.46

표 4. WAAS 탐색적 요인분석 결과의 요인 간 상관 및 문항 교차요인적재량

구분	F1 정보 신뢰 불안	F2 사회적 비교 불안	F3 학습 불안	F4 정보 보안 불안	F5 직무 대체 불안
F1	-	.30	.30	.47	.27
F2		-	.56	.30	.26
F3			-	.26	.18
F4				-	.43
Q1	.54				
Q2	.67				
Q3	.88				
Q4		.62			
Q5		.70			
Q6		.91			
Q7		.37	.39		
Q8		.31	.60		
Q9			.74		
Q10				.83	
Q11				.69	
Q12				.84	
Q13					.53
Q14					.64
Q15					.62

주. 교차요인적재량 .30 이상의 값에 한하여 제시함.

나 교차적재는 일부 문항에서만 나타났고, 교차적재가 관찰된 경우에도 주된 요인에 대한 적재량이 상대적으로 더 높게 나타났다. 이에 따라 요인 간 구분은 전반적으로 유지되는 것으로 판단하였다. 예를 들어, Q7 문항 “최근 한 달간, 나는 AI와 관련된 기술을 배우는 과정에서 불안을 느꼈다”는 학습 불안 요인에 가장 높게 적재되었으나(λ = .39), 사회적 비교 불안 요인에도 유사한 수준의 적재량이 나타났다(λ = .37). 이는 직장 내 AI 관련 학습이 단순한 기술 습득 과정을 넘어 동료와의 상대적 역량 비교가 수반되는 경험일 수 있음을 시사한다. 특히 조직에서 AI 활용 역량이 새로운 직무 역량으로 인식되는 상황에서는, 학습 과정 자체가 개인의 역량 평가 및 사회적 비교의 맥락과 결합될 가능성이 있다. 이러한 해석은 신기술 도입 과정에서 개인이 자신의 기술 역량을 타인과 비교하며 스트레스

와 불안을 경험할 수 있다는 선행연구(Tarafdar et al., 2007)와도 일치한다. 따라서 해당 문항의 교차적재는 학습 불안과 사회적 비교 불안이 실제 조직 맥락에서 일부 중첩되어 경험될 수 있음을 보여주는 결과로 해석할 수 있다. 다만 Q7은 문항 내용상 학습 불안 요인을 반영하는 것으로 판단되었으며, 문항-총점 상관이 기준을 충족하고 다른 요인에 대한 추가적인 교차적재는 관찰되지 않아 최종 분석에 포함하였다.

확인된 다섯 개 요인은 정보 신뢰 불안, 사회적 비교 불안, 학습 불안, 정보 보안 불안, 직무 대체 불안으로 명명하였다. 모든 요인은 각 요인당 3개 이상의 문항으로 구성되어 최소 문항 수 기준을 충족하였다. 이는 탐색적 요인분석에서 요인의 안정성과 해석 가능성을 확보하기 위해 각 요인이 최소 3개 이상의 문항으로 구성되는 것이 바람직하다는 선행 연구의 권고를 따른 것이다(Costello & Osborne, 2005; Fabrigar et al., 1999).

신뢰도 분석 결과, 하위 요인의 Cronbach's α는 .77~.93 범위로 나타났고, 전체 척도의 α는 .89로 양호한 수준의 내적 일치도를 보였다.

연구 2

개요

연구 2에서는 탐색적 요인분석을 통해 도출된 WAAS의 5요인 구조가 지지되는지를 검증하기 위해, 국내 기업에 재직 중인 직장인 총 223명을 대상으로 새로운 데이터를 수집하여 분석에 활용하였다. 수집된 자료를 바탕으로 확인적 요인분석을 실시하고, 하위 요인별 내적 일치도를 평가하기 위해 신뢰도를 분석하였다.

또한 1차 요인 상관모형(first-order correlated model)과 2차 요인모형(second-order factor model)을 비교하여 비교적합지수(CFI), 터커-루이스 지수(TLI), 근사오차 평균제곱근(RMSEA), 표준화잔차 평균제곱근(SRMR) 등의 적합도 지수를 기준으로 모형 적합도를 검토하였다.

기존 AI 불안 척도(AIAS)와의 상관분석을 통해 수렴 타당도를 검증하였고 한국인 직무 스트레스 척도(KOSS) 및 AI 수용도 척도와의 관계를 분석하여 변별 타당도를 검토하였다.

추가적으로 성별, 연령, 근속연수, 직책 여부, 기업 규모, 산업군 등 주요 배경 변인에 따라 AI 불안 수준에 차이가 나타나는지를 분석하였다.

연구 대상 및 절차

연구 1과는 독립적인 표본을 대상으로 자료를 수집하였다. 온라인 설문조사를 통해 다양한 인구통계학적 배경을 지닌 직장인 총 223명의 유효 응답이 수집되었으며, 응답자의 인구통계학적 특성은 표 5에 제시하였다. 본 단계에서는 연구 1의 탐색적 요인분석을 통해 확정된 15문항으로 구성된 WAAS를 사용하여 자료를 수집하였고, 확인적 요인분석 및 수렴·변별 타당도 검증을 위한 분석을 실시하였다.

설문 시작 전, 모든 참여자에게 연구의 취지와 절차, 응답의 비식별화 처리 방침, 연구 참여의 자발성 및 언제든지 참여를 철회할 수 있는 자율적 권리를 고지하였다. 수집된 자료는 연구 목적 이외의 용도로 사용되지 않았으며, 개인을 식별할 수 없도록 관리되었다.

표 5. 연구 2 참여자의 인구통계학적 특성

구분	항목	빈도(명)	비율(%)
성별	남성	120	53.8
	여성	102	45.7
	무응답	1	0.4
연령	20대	25	11.2
	30대	85	38.1
	40대	65	29.1
	50대	27	12.1
	60대 이상	20	9.0
	무응답	1	0.5
최종학력	고졸 이하	7	3.1
	전문학사	27	12.1
	학사	143	64.1
	석사 이상	45	20.2
	무응답	1	0.5
근속연수	1년 미만~ 3년	21	9.4
	3년~ 5년	24	10.8
	5년~ 10년	42	18.8
	10년~ 20년	73	32.7
	20년 이상	62	27.8
	무응답	1	0.5
직급	비직책자(팀원/실무자)	123	55.2
	직책자(팀장/리더)	80	35.9
	임원/경영진	19	8.5
	무응답	1	0.5
산업군	건축/설계/엔지니어링	68	30.5
	IT/플랫폼	49	22.0
	금융/보험	25	11.2
	전문/서비스	21	9.4
	물류/유통	19	8.5
	의료/보건/제약	14	6.3
	제조/생산	13	5.8
	공공/교육	11	4.9
	기타	3	1.4
기업 규모	50명 미만	43	19.3
	50명~299명	22	9.9
	300명~999명	65	29.1
	1,000명~4,999명	30	13.5
	5,000명 이상	63	28.3
합계		223	100.0

측정 도구

AI 불안 척도(Artificial Intelligence Anxiety Scale, AIAS)

Wang과 Wang(2022)이 개발한 AI 불안 척도(AIAS)는 개인이 인공지능 기술과 관련하여 경험하는 불안을 측정하기 위해 개발된 도구이다. 본 척도는 총 21문항으로 구성되어 있으며 학습 불안(learning anxiety), 직무 대체 불안(job replacement anxiety), 사회기술 불안(sociotechnical blindness), AI 형상 불안(AI configuration anxiety)의 네 가지 하위 요인으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 AIAS 척도를 번안하여 사용하였다. AIAS 문항은 원문을 의미 왜곡 없이 직역하였으며, 영어권에서 교육을 받은 이중언어 사용자에 의해 번역의 정확성과 표현의 자연스러움을 검토받았다.

원척도는 리커트 7점 척도 였으나, 본 연구에서는 Akkaya 등(2021), Ongun 등(2025), Öztirak(2023)의 이전 연구들에서 사용한 5점 리커트를 사용하였다. 점수가 높을수록 인공지능에 대한 불안 수준이 높음을 의미한다. 원척도 개발 연구에서 보고된 내적 일치도(Cronbach's α)는 .96였으며, 본 연구에서의 내적 일치도는 .95였다.

AIAS의 4요인 모형에 대해 확인적 요인분석을 실시하였다. 초기 모형의 적합도는 일부 지수에서 기준에 미치지 못하는 것으로 나타났다(CFI = .87, TLI = .85, RMSEA = .13, SRMR = .09). 수정지수 검토 결과, 동일 요인 내에서 상대적으로 높은 수정지수를 보인 일부 문항쌍이 확인되었다. 해당 문항들은 문항 표현의 유사성과 개념적 중복 가능성을 고려하여 이론적 타당성 범위 내에서 잔차공분산을 허용하였다. 수정모형을 재추정한 결과 적합도가 일부 개선되었으며(CFI = .91, TLI = .89, RMSEA = .11, SRMR = .09), 원척도에서 제안된 4요인 구조와 전반적으로 일관된 양상을 보였다. 이러한 결과를 바탕으로 본 연구에서는 AIAS를 수렴 타당도 검증을 위한 준거 척도로 활용하였다.

한국인 직무 스트레스 척도(Korean Occupational Stress Scale, KOSS)

WAAS와 직무 스트레스 간의 변별 타당도를 검증하기 위해 장세진 등(2005)이 개발 및 표준화한 한국인 직무 스트레스 척도(KOSS)의 현장 진단용 24문항 축약형(KOSS-SF)을 사용하였다. KOSS는 한국 조직 문화와 직무 환경의 특수성을 반영하여 개발된 척도로, 물리적 환경, 직무 요구, 직무 자율성 결여, 대인관계 갈등, 직무 불안정, 조직 체계, 보상 부적절, 직장 문화의 8개 하위 요인으로 구성되어 있다.

원척도는 4점 리커트로 구성되었으며 정하영과 강순애(2013), 주은지와 최인선(2024)의 선행연구에서 사용한 5점 리커트를 사용하였다. KOSS 점수가 높을수록 직무 수행 과정에서 경험되는 스트레스 수준이 높음을 의미한다.

원척도 개발 연구에서 보고된 하위 요인별 내적 일치도는 .51에서 .82 범위로 보고되었다. 본 연구에서는 외적 타당도 검증을 위해 현장 진단용 축약형(KOSS-SF)을 전체 점수 기준으로 활용하였으며 내적 일치도는 .78이었다.

AI 수용도

AI 불안과 구별되는 행동적 대처(coping response) 차원을 측정하기 위해 본 연구진이 AI 수용도 척도를 구성하였다. 기존 AI 태도

중심 연구(김시내, 박지영, 2024; Schepman & Rodway, 2020)를 바탕으로 인지적·정서적 수용을 반영하는 문항을 구성하고, 이에 더해 학습 및 업무 적용적 측면의 행동적 수용을 반영하는 문항을 추가하여 총 4문항으로 척도를 구성하였다.

본 연구에서 탐색적 요인분석 결과, 고유값 1.00 이상 기준에서 단일 요인이 도출되었으며(eigenvalue = 2.40), 척도의 내적 일치도는 Cronbach's α = .72, McDonald's ω = .78로 확인되었다. 확인적 요인분석 결과, 단일 요인 모형의 적합도 지수는 CFI = .99, TLI = .96, SRMR = .03로 양호하였으며, RMSEA는 .09으로 전반적으로 수용 가능한 수준이었다.

분석 방법

통계 분석에 R 통계 소프트웨어(버전 4.5.0)를 사용하였다. 연구 1에서 도출된 요인 구조의 적합성을 검증하기 위해 확인적 요인분석을 실시하였으며, 분석에는 lavaan 패키지를 활용하였다(Rosseel, 2012). 모형 추정은 최대우도 추정법을 사용하였다.

WAAS의 하위 요인별 분포 특성과 AI 수용도의 분포 특성을 파악하기 위해 기술통계 분석을 실시하고, 정규성 가정을 검토하였다.

모형 적합도는 카이제곱 검정 결과와 함께 CFI, TLI, RMSEA, SRMR을 기준으로 평가하였다. 각 적합도 지수의 해석 기준은 Hu와 Bentler(1999)가 제시한 권장 기준에 근거하였다.

요인 구조의 적합성을 검토하기 위해, 다섯 개 하위 요인 간의 상관을 자유롭게 추정하는 1차 요인 상관모형과 상위 요인이 하위 요인을 설명하는 2차 요인모형을 설정하고 두 모형의 적합도를 비교하였다. 이를 통해 WAAS가 다차원적 구조로 구성되는지, 또는 상위 요인으로 통합될 수 있는지를 함께 검토하였다. 또한 두 모형 간 적합도 차이를 검증하기 위해 Satorra–Bentler 보정 카이제곱 차이검정을 실시하였다(Satorra & Bentler, 2001).

모형 추정 과정에서 수정지수를 검토하였으며, 이론적 근거가 확인되는 경우에 한하여 동일 요인 내 문항 간 오차공분산을 제한적으로 허용하였다.

척도의 내적 일치도를 Cronbach's α와 McDonald's ω로 분석하였다.

WAAS와 관련 구성개념 간의 관계는 Pearson 적률상관분석을 통해 검토하였다. 기존 AI 불안 척도(AIAS)와의 상관분석을 통해 수렴 타당도를, 한국인 직무 스트레스 척도(KOSS) 및 AI 수용도 척도와의 관계를 분석하여 변별 타당도를 검증하였다.

성별, 연령, 근속연수, 직책 여부, 기업 규모 및 산업군에 따른 WAAS 총점의 차이를 확인하기 위해 독립표본 t-검정, 일원배치 분산분석 및 Pearson 상관분석을 실시하였다.

기술통계 및 정규성

AI 불안 하위 요인과 AI 수용도의 기술통계량과 정규성을 분석하였다. 분석 모델의 통계적 가정을 검증하기 위해 왜도와 첨도를 산출하여 정규성을 검토한 결과, AI 불안 하위 요인의 왜도는 .02에서 .70, 첨도는 -.99에서 -.55의 범위로 나타났으며, AI 수용도는 왜도 -.57, 첨도 .32로 확인되었다. 이에 따라 본 연구 자료는 상관분석과 구조방정식 모형 분석을 위한 모수 통계적 가정을 만족하는 것으로 판단되었다.

AI 불안의 다섯 하위 요인의 평균은 2.26에

서 2.83 범위로 나타나 하위 요인 간 수준 차이가 확인되었다. 이 중 정보 보안 불안이 가장 높은 평균을 보였으며(M = 2.83, SD = 1.19), 사회적 비교 불안은 가장 낮은 평균을 나타냈다(M = 2.26, SD = 1.20). 각 하위 요인의 표준편차는 1.01에서 1.20 범위로 산출되어 AI 불안 수준에 있어 상당한 개인 간 변산이 존재함을 확인하였다.

확인적 요인분석

연구 1에서 탐색적 요인분석을 통해 도출된 WAAS의 5요인 구조를 검증하기 위하여 CFA를 실시하였다. 본 연구는 직장 내 AI 불안을 다차원적 구성으로 개념화하였으며, 이러한 구성개념이 상위의 통합된 요인으로 설명될 가능성을 함께 검토하고자 하였다. 이에 따라 이론적 구조의 적합성을 검토하기 위해 다음과 같은 경쟁 모형을 설정하여 비교 분석하였다. 첫째, 다섯 개 하위 요인 간의 상관을 자유롭게 추정하는 1차 요인 상관모형이다. 둘째, 하위 요인들 간의 공통 변량을 설명하는 상위 요인을 가정한 2차 요인모형이다. 이러한 모형 비교를 통해 직장 내 AI 불안의 요인 구조를 보다 명확히 확인하고자 하였다.

모형 추정 과정에서는 1차 요인 상관모형과 2차 요인모형 각각에 대해 수정지수를 독립적으로 산출하여 검토하였다. 동일 요인 내 문항 간에는 공통 요인으로 설명되지 않는 잔여 상관이 발생할 수 있으므로, 본 연구에서는 모형의 간결성과 해석 가능성을 고려하여 각 모형에서 이론적 근거가 확인된 문항쌍에 한해 오차공분산을 제한적으로 허용하였다.

1차 요인 상관모형에서는 동일 요인(F3: 학습 불안)에 속한 Q8-Q9 문항 간 오차공분산의 수정지수가 상대적으로 크게 나타났으며, 해당 문항은 내용 및 표현이 유사한 문항으로 판단되어 오차공분산을 허용하였다. 한편 Q10-Q11 문항 간에도 수정지수가 확인되었으나, 해당 경로를 추가할 경우 표준화 잔차공분산이 크게 나타나, 동일 요인(F4: 정보 보안 불안) 내 문항 간 관계로 해석하기에는 적절하지 않다고 판단하였다. 따라서 최종 모형에는 해당 경로를 포함하지 않았다. 수정된 1차 요인 상관모형의 적합도를 분석한 결과, $\chi^2(79) = 107.13$, $p = .019$, CFI = .99, TLI = .98, RMSEA = .04, SRMR = .03로 나타나 전반적으로 우수한 수준의 적합도를 보였다(Hu & Bentler, 1999). 각 문항의 표준화 요인적재량은 모두 유의하였고($p < .001$), 해당 범위 또한 수용 가능한 수준을 충족하였다. 1차 요인 상관모형에서 잠재변수 간 상관은 .36~.87로 나타났다(표 6). 특히 사회적 비교 불안(F2)과 학

표 6. 잠재변수 간 상관계수

요인	F1	F2	F3	F4
F1 정보 신뢰 불안	-			
F2 사회적 비교 불안	.41	-		
F3 학습 불안	.41	.87	-	
F4 정보 보안 불안	.53	.36	.39	-
F5 직무 대체 불안	.39	.70	.77	.67

습 불안(F3) 간 상관이 .87로 가장 높게 나타났다.

2차 요인모형에서도 별도로 산출한 수정지수를 검토한 결과, Q8-Q9 문항 간 오차공분산의 수정지수가 상대적으로 크게 나타났으며, 이론적 근거와도 부합한다고 판단하여 해당 경로를 허용하였다. 그 외 문항쌍의 경우 수정지수의 크기와 문항 간 이론적 관련성을 함께 검토한 결과, 추가적인 오차공분산을 허용할 충분한 근거가 확인되지 않아 최종 모형에는 포함하지 않았다. 수정된 2차 요인모형의 적합도는 $\chi^2(84) = 164.56$, $p < .001$, CFI = .96, TLI = .95, RMSEA = .08, SRMR = .08로 나타났다. 전반적으로 수용 가능한 수준의 적합도를 보였으나, 1차 요인 상관모형에 비해 상대적으로 낮은 적합도를 나타냈다(표 7).

표 7. WAAS 확인적 요인분석 모형별 적합도

모형	χ^2	*df*	TLI	CFI	SRMR	RMSEA
1차 요인 상관모형	107.13*	79	.98	.99	.03	.04
2차 요인모형	164.56***	84	.95	.96	.08	.08

주. $^{*}p < .05$. $^{***}p < .001$.

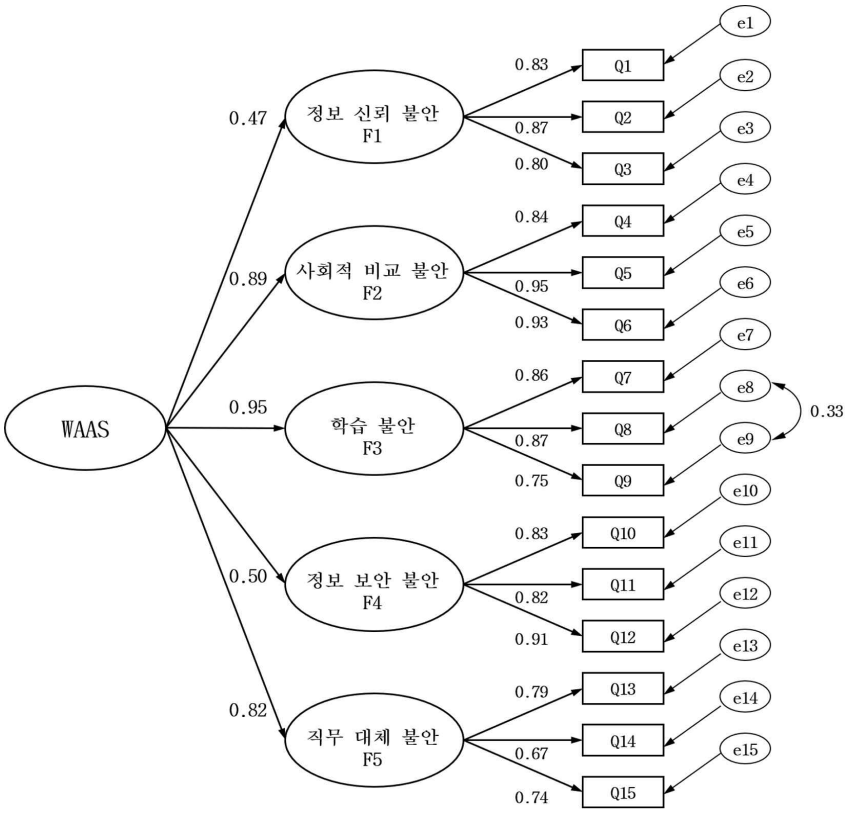


그림 2. 직장 내 AI 불안 척도(WAAS) 모형

두 모형의 상대적 적합도를 비교하기 위하여 Satorra-Bentler 보정 카이제곱 차이검정을 실시한 결과, 2차 요인모형은 1차 요인 상관모형에 비해 유의하게 적합도가 낮은 것으로 나타났다($\Delta\chi^2(5) = 57.43$, $p < .001$). 또한 ΔCFI = .03으로 나타나 일반적으로 제안되는 기준(ΔCFI < .01)을 초과하여, 적합도 지수 측면에서도 1차 요인 상관모형이 보다 우수한 구조임이 확인되었다.

한편, 2차 요인모형에서 상위 잠재 요인에 대한 하위 요인의 표준화 요인적재량은 .47에서 .95 범위로 나타났으며 학습 불안(.95), 사회적 비교 불안(.89), 직무 대체 불안(.82), 정보 보안 불안(.50), 정보 신뢰 불안(.47) 순으로 모든 경로 계수는 통계적으로 유의하였다($p < .001$). 이러한 결과는 WAAS의 하위 요인들이 공통된 상위 구성개념으로 설명될 수 있음을 보여준다(그림 2). 학습 불안, 사회적 비교 불안, 직무 대체 불안은 상위 요인과 비교적 높은 수준의 연관성을 보였으며, 정보 신뢰 불안과 정보 보안 불안 역시 중간 수준의 적재량을 나타냈다.

종합하면, WAAS는 다섯 개의 하위 차원으로 구성된 다차원적 구조를 가지며, 모형 비교 결과 1차 요인 상관모형이 2차 요인모형보다 자료에 더 적합한 구조로 나타났다. 이는 직장 내 AI 불안이 서로 관련되면서도 구별되는 여러 하위 차원으로 구성되어 있음을 시사한다. 다만 2차 요인모형 또한 수용 가능한 적합도를 보였고 모든 하위 요인이 상위 요인에 유의하게 적재된 점은(.47~.95), 다섯 하위 차원을 아우르는 공통 요인의 존재 가능성을 시사한다. 따라서 WAAS는 다차원적 구조를 기본으로 해석하되, 총점은 전반적 수준을 요약적으로 파악하기 위한 보조적 지표로 활용할 수 있다.

신뢰도

확인적 요인분석을 통해 WAAS의 구조를 검증한 후, 하위 요인별 내적 일치도를 평가하기 위해 신뢰도 분석을 실시하였다. 신뢰도 분석 결과, Cronbach's α는 .78에서 .93의 분포를 보였으며, McDonald's ω도 .78에서 .93의 범위로 확인되었다. 이러한 결과에 근거하여 본 척도는 추후 실증 연구에서 활용하기에 충분한 통계적 신뢰도를 확보한 것으로 판단하였다.

수렴 타당도

AI 불안 척도(AIAS)

WAAS의 수렴 타당도를 검증하기 위해 AI 불안 척도(AIAS)와의 상관관계를 분석하였다. 분석 결과, WAAS 총점과 AIAS 총점 간에는 강한 정적 상관이 나타났다($r = .78$, $p < .001$). 이는 두 척도가 인공지능에 대한 불안이라는 공통된 구성개념을 반영하고 있음을 시사하며 WAAS가 기존의 AI 불안 측정 도구와 이론적 맥락을 같이하고 있음을 뒷받침하는 수렴 타당도의 근거로 사료된다.

추가적으로, 합산점수 간 상관분석은 측정오차의 영향을 받을 수 있으므로, WAAS와 AIAS의 관계를 보다 면밀하게 검토하기 위해 WAAS 5요인과 AIAS 4요인을 포함한 통합 확인적 요인분석 모형을 구성하고 잠재변수 간 상관을 분석하였다. 통합 모형의 적합도는 CFI = .89, TLI = .87, RMSEA = .09, SRMR = .09로 나타나 전반적으로 수용 가능한 수준의 모형 적합도를 보였다. 분석 결과, 전반적으로

WAAS와 AIAS의 하위 요인 간에는 정적 상관이 나타났다(표 8). 특히 개념적으로 대응되는 일부 요인 간에는 비교적 높은 상관이 확인되었다. 예를 들어, WAAS의 직무 대체 불안(F5)은 AIAS의 직무 대체 불안(A2)과 비교적 높은 상관을 보였으며(r = .86), WAAS의 학습 불안(F3)은 AIAS의 학습 불안(A1)과도 비교적 높은 상관을 나타냈다(r = .59).

한편 WAAS의 직무 대체 불안(F5)은 AIAS의 직무 대체 불안(A2)(r = .86)뿐 아니라 사회기술 불안(A3)(r = .81), AI 형상 불안(A4)(r = .72), 학습 불안(A1)(r = .63)과도 비교적 높은 상관을 나타냈다. 이는 직장 맥락에서의 직무 대체 불안이 일반 AI 불안의 다양한 측면과 폭넓게 연관될 가능성을 시사한다. 또한 WAAS의 학습 불안(F3)은 AIAS의 학습 불안(A1)(r = .59)보다 직무 대체 불안(A2)(r = .75)과 더 높은 상관을 보였다. 이러한 양상은 직무 요구와 관련된 심리적 반응이 개별 요인으로 분리되기보다 상호 연관된 정서적 경험으로 나타날 수 있다는 선행연구(Bakker & Demerouti, 2007; Demerouti et al., 2001)와도 일치한다.

반면 정보 신뢰 불안(F1)은 AIAS의 하위 요인들과 상대적으로 낮은 수준의 상관(r = .18∼.38)을 보여, 기존 AI 불안 척도에서 충분히 반영되지 않았던 직장 맥락 특유의 불안 요소를 반영할 가능성을 시사하였다. 이러한 결과는 WAAS가 기존 AI 불안 척도와 공통된 특성을 공유하면서도, 직장 맥락에서 경험되는 특수한 불안 요소를 추가적으로 반영하고 있음을 보여준다.

변별 타당도

한국인 직무 스트레스 척도(KOSS)

본 척도가 일반적인 직무 스트레스와 구별되는 구성개념을 측정하는지를 검증하기 위해, 직무 스트레스 척도(KOSS)와의 관계를 분석하였다. Pearson 상관분석 결과, WAAS 총점과 직무 스트레스 간의 상관은 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다(r = .09, p = .19, 표 8).

추가적으로, 직장 내 AI 불안과 직무 스트레스 간의 비선형적 관계 가능성을 검토하기 위해 AI 불안 총점과 그 제곱항을 동시에 투입한 회귀분석을 실시하였다. 분석 결과, 선형항(β = -.10, p = .684)과 제곱항(β = .00, p = .491) 모두 통계적으로 유의하지 않았으며, 전체 회귀모형 역시 유의하지 않은 것으로 나타났다(R^2 = .01, F(2, 220) = 1.12, p = .328). 이러한 결과는 본 연구 표본에서 직장 내 AI 불안이 직무 스트레스와 선형 또는 비선형 관계를 보이지 않음을 의미하며, WAAS가 일반적인 직무 스트레스와 구별되는 심리적 구성개념임을 지지한다.

AI 수용도

WAAS와 행동적 대처 지표인 AI 수용도 간의 관계를 분석하여 구성개념 간의 연관성을 검토하였다. 분석 결과, WAAS 총점과 AI 수용도 간의 Pearson 적률상관계수는 r = .15 (p = .021)로 산출되어, 통계적으로 유의미하지만, 낮은 수준의 정적 상관을 보이는 것으로 확인되었다(표 8). 이러한 결과는 WAAS로 측정된 AI 불안과 AI 수용도 사이에 제한적인 수준의 선형적 관련성이 존재함을 시사한다. 종합하면, AI 수용도는 AI 불안과 통계적으로 유의미한 관계가 있으나 상관의 정도가 낮아, 두 구성개념이 서로 구별됨을 시사한다.

표 8. WAAS와 AIAS 하위 요인 간 상관 및 WAAS의 수렴·변별 타당도

요인	F1 정보 신뢰 불안	F2 사회적 비교 불안	F3 학습 불안	F4 정보 보안 불안	F5 직무 대체 불안	WAAS 총점
A1 학습 불안	.18*	.46***	.59***	.39***	.63***	
A2 직무 대체 불안	.27***	.78***	.75***	.49***	.86***	
A3 사회기술 불안	.38***	.51***	.57***	.62***	.81***	
A4 AI 형상 불안	.29***	.44***	.51***	.71***	.72***	
AIAS (AI 불안)						.78***
KOSS (직무 스트레스)						.09
AI 수용도						.15*

주. $^{*}p < .05$. $^{***}p < .001$. F1-F5는 WAAS의 하위 요인을 의미하며, A1-A4는 AIAS의 하위 요인을 의미함. WAAS 총점은 AIAS 총점, KOSS 및 AI 수용도와의 상관만 제시함.

인구통계학적 특성별 직장 내 AI 불안 차이

본 연구에서는 성별, 연령, 근속연수, 직책 여부, 기업 규모 및 산업군에 따라 직장 내 AI 불안 수준이 어떻게 달라지는지를 WAAS 총점을 기준으로 분석하였다. 변인의 특성에 따라 독립표본 t-검정, Pearson 상관분석 및 일원배치 분산분석을 실시한 결과, 검토한 모든 변인에서 WAAS 총점의 유의한 차이는 관찰되지 않았다(표 9).

표 9. 인구통계학적 및 직무 관련 변인에 따른 WAAS 총점 차이 분석

변인	통계값	p
성별	t = -1.48	p = .14
연령	r = -.07	p = .33
근속연수	F = .93	p = .40
직책여부	t = -.50	p = .62
기업규모	F = 1.11	p = .33
산업군	F = .57	p = .80

주. 성별과 직책 여부는 독립표본 t-검정, 연령은 Pearson 상관분석, 근속연수·기업 규모·산업군은 일원배치 분산분석을 적용함.

논 의

본 연구는 직장 맥락에서 경험되는 AI 불안을 다차원적으로 측정할 수 있는 척도를 개발하고 타당화한 연구이다. 최근 조직 환경에서는 AI 도입과 함께 업무 수행 방식의 변화, 새로운 기술 학습에 대한 요구, 직무 변화에

대한 불확실성 등 다양한 차원의 심리적 요구가 증가하고 있다. 이러한 맥락을 고려할 때, 기존의 범용 기술 불안 척도나 일반 AI 불안 척도만으로는 직장인이 경험하는 심리적 위협을 충분히 포착하기 어렵다(Brougham & Haar, 2018; Li & Huang, 2020). 이에 본 연구는 직장 내 AI 불안을 측정할 수 있는 척도를 개발하고자 하였다.

국내외 선행연구를 검토하여 총 25개의 예비 문항을 구성하였고(김시내, 박지영, 2024; Li & Huang, 2020; Schepman & Rodway, 2020; Wang & Wang, 2022), 전문가 내용 타당도 검토를 통해 문항을 정제하였다. 이후 연구 1과 연구 2를 통해 WAAS의 요인 구조를 도출하고 타당성을 검증하였으며, 최종적으로 정보 신뢰 불안, 사회적 비교 불안, 학습 불안, 정보 보안 불안, 직무 대체 불안의 5개 하위 요인으로 구성된 15문항 척도를 개발하였다.

연구 1에서는 탐색적 요인분석을 통해 직장 내 AI 불안의 잠재적 요인 구조를 탐색하였다. 고유값, 스크리 도표, 평행분석 결과가 일관된 요인 수를 제안하지 않아, 요인 수별 모형 적합도와 각 모형의 요인 구성을 함께 검토하였다. 그 결과 정보 신뢰 불안, 사회적 비교 불안, 학습 불안, 정보 보안 불안, 직무 대체 불안으로 구성된 5요인 구조를 채택하였다. 연구 2에서는 확인적 요인분석을 통해 해당 요인 구조의 적합성을 검증하였다. 1차 요인 상관모형이 2차 요인모형보다 우수한 적합도를 보인 결과는 직장 내 AI 불안을 단일한 차원으로 이해하기보다 서로 관련되면서도 구별되는 여러 하위 차원의 조합으로 해석하는 것이 적절함을 시사한다. 따라서 WAAS는 하위 요인의 특성을 중심으로 해석하는 것이 바람직하며, 연구 목적에 따라 총점은 전반적인 직장 내 AI 불안 수준을 개괄적으로 파악하기 위한 보조적 지표로 활용될 수 있을 것이다.

신뢰도 및 타당도 분석 결과, WAAS는 높은 내적 일치도와 양호한 모형 적합도를 보였으며, 요인 구조의 안정성과 구성개념 타당성이 전반적으로 지지되었다.

WAAS는 기존 AI 불안 척도인 AIAS와의 높은 정적 상관(r = .78)을 보여 수렴 타당도를 지지하였다. 나아가 WAAS와 AIAS의 하위 요인 간 상관을 살펴보면, WAAS의 직무 대체 불안은 AIAS의 여러 하위 요인과 전반적으로 높은 상관을 보였다. 구체적으로, AIAS의 직무 대체 불안뿐 아니라 사회기술 불안, 학습 불안, AI 형상 불안 등 여러 하위 요인과 비교적 높은 상관(r = .63∼.86)을 보여, 직장 맥락에서 AI로 인한 직무 대체에 대한 불안이 AI와 관련된 다양한 심리적 부담과 밀접하게 연관될 가능성을 시사한다. 이러한 결과는 AI 도입과 활용 과정에서 직무 대체 불안이 다양한 심리적 부담과 함께 나타날 수 있음을 뒷받침한다(Bakker & Demerouti, 2007; Demerouti et al., 2001). 따라서 조직 차원에서는 직무 대체 불안을 단일한 불안으로 이해하기보다, 그 과정에서 경험되는 복합적인 심리적 반응을 함께 고려할 필요가 있다. 한편 WAAS의 학습 불안과 사회적 비교 불안이 AIAS의 직무 대체 불안과 높은 상관(r = .75∼.78)을 보인 점도 주목할 만하다. 이는 직장 맥락에서 AI 역량 확보에 대한 부담이 단순한 기술 습득의 문제에 그치지 않고, 동료와의 역량 비교 및 조직 내 경쟁력 유지에 대한 불안, 나아가 고용 안정에 대한 우려와 긴밀하게 연결되어 있음을 시사한다(Brougham & Haar, 2018; Reh et al., 2018; Tarafdar et al., 2007). 반면 정보 신뢰 불안은 AIAS의 모든 하위 요인과 상대적으로 낮

은 상관(r = .18~.38)을 보여, 기존 AI 불안 척도에서는 충분히 포착되지 않았던 생성형 AI 환경에서 요구되는 정보의 검증 책임과 판단 부담이라는 직장 맥락의 특수한 불안을 반영하는 차별적인 하위 차원으로 이해할 수 있다(Ji et al., 2023; Lebovitz et al., 2022; Zeiser, 2024).

변별 타당도 측면에서 WAAS는 일반적인 직무 스트레스와 구별되는 구성개념임이 확인되었다. 한국인 직무 스트레스 척도(KOSS)와의 상관이 통계적으로 유의하지 않았고(r = .09), 회귀분석을 통한 비선형적 관계 또한 관찰되지 않은 결과는 WAAS가 조직 환경이나 대인관계에서 기인하는 일반적인 직무 긴장과는 구별되는 기술 특수적(technology-specific) 심리적 반응을 측정하고 있음을 뒷받침한다(McClure, 2018; Tarafdar et al., 2007). 또한 WAAS가 AI 수용도와 낮은 수준의 정적 상관(r = .15)을 보인 결과는, 직장 내 AI 불안이 AI 수용도와는 구별되어 AI 도입 및 활용 과정에서 경험될 수 있는 심리적 긴장 상태임을 시사한다(김시내, 박지영, 2024; Heinssen et al., 1987).

직장 내 AI 불안은 단순한 기술 적응 문제를 넘어, 직업적 생존 가능성에 대한 위협, 조직 내 비교와 경쟁, 정보 신뢰 판단 부담이 결합된 복합적 심리 반응으로 이해될 필요가 있다(Bubeck et al., 2023; Buunk & Gibbons, 2007; Frey & Osborne, 2017). 이러한 관점은 본 연구에서 도출된 다섯 개 하위 요인 구조와도 맥락을 같이하며, 직장 내 AI 불안을 서로 구별되면서도 상호 연관된 다차원적 구성개념으로 이해할 필요성을 뒷받침한다.

특히 사회적 비교 불안과 정보 신뢰 불안은 기존 AI 불안 척도에서 충분히 반영되지 않았던 직장 맥락의 특수성을 반영한다는 점에서 WAAS의 차별성을 보여준다(Brougham & Haar, 2018; Li & Huang, 2020). 사회적 비교 불안은 AI 활용 역량이 조직 내 경쟁력과 평가에 영향을 미칠 수 있다는 인식을 반영하며, 정보 신뢰 불안은 생성형 AI가 생산한 정보의 오류 가능성과 이를 검증하고 그 결과에 대한 책임을 부담해야 하는 업무 맥락의 특성을 반영한다. 이는 WAAS가 기존의 범용 AI 불안 척도를 보완하여 직장 환경에서 경험되는 AI 불안을 보다 포괄적으로 반영하는 척도임을 시사한다.

본 연구에서 개발된 WAAS는 5요인 구조의 타당성이 확인되었으나, 일부 요인 간 높은 상관은 직장 내 AI 불안의 심리적 특성을 이해하는 데 시사점을 제공한다. 특히 사회적 비교 불안과 학습 불안 간 잠재변수 상관이 .87로 높게 나타난 것은 AI 기술 학습이 단순한 역량 개발을 넘어 동료와의 비교와 조직 내 경쟁력 유지에 대한 부담과 밀접하게 연결되어 있음을 시사한다(Buunk & Gibbons, 2007). 성과 중심의 상대평가가 보편화된 한국의 조직 문화에서는(유규창, 박우성, 2007) AI 학습이 성장의 기회인 동시에 경쟁에서 뒤처지지 않기 위해 요구되는 과제로 인식될 가능성이 있다. 그럼에도 두 요인은 탐색적 및 확인적 요인분석에서 서로 구별되는 요인으로 확인되었으며, 문항 내용과 개념적 정의에서도 구별된다. 특히 탐색적 요인분석에서 두 요인이 단일 요인으로 병합된 3요인 및 4요인 모형은 주요 적합도 지수를 전반적으로 충족하지 못한 반면, 이를 분리한 5요인 모형은 수용 가능한 적합도와 내용적 변별성 및 이론적 해석 가능성을 보였다. 이는 두 불안이 높은 관련성을 지니면서도 서로 구별되는 구성개념임을

시사한다.

본 연구의 결과는 WAAS가 조직 현장에서 활용 가능한 실천적 도구임을 시사한다. 특히 WAAS는 조직의 AI 도입 및 활용 과정에서 구성원의 AI 불안 수준과 유형을 체계적으로 진단하고 조직 변화관리 전략을 설계하는 데 활용될 수 있다. 조직은 WAAS를 통해 직장 내 AI 불안의 수준과 유형을 파악함으로써, 변화 과정에서 발생하는 심리적 저항 요인을 식별하고 이에 대응하는 교육·훈련, 직무 재설계, 기술 활용 가이드, 조직 지원 전략을 보다 체계적으로 설계할 수 있다(Venkatesh, 2000). 예를 들어 학습 불안 수준이 높은 경우 AI 역량 개발 프로그램 설계의 기초 자료로 활용할 수 있으며, 직무 대체 불안이 높은 경우에는 AI 도입에 따른 역할 변화와 경력 전망에 대한 소통, 재교육 및 역량 전환 지원 정책을 설계하는 데 활용될 수 있다. 정보 보안 불안이 높은 경우에는 생성형 AI 활용 가이드라인, 정보보안 정책, 데이터 입력 기준 및 책임 범위를 명확히 하는 등 조직 차원의 AI 거버넌스 체계를 구축함으로써 구성원이 경험하는 불안과 불확실성을 완화할 수 있을 것이다. 이처럼 WAAS는 하위 요인별 특성에 따라 교육, 조직제도, AI 거버넌스 등 차별화된 개입 전략을 설계하는 데 활용될 수 있다. 또한 WAAS는 AI 교육이나 기술 도입 전후에 적용되어 조직 변화관리 개입의 효과를 평가하고, 구성원에게 필요한 심리적 자원과 조직 차원의 지원 방안을 마련하기 위한 기초자료로 활용될 수 있다.

한편 기존 기술수용 연구는 불안을 기술 수용의 핵심 저해 요인으로 간주해 왔으나(Saadé & Kira, 2006; Venkatesh, 2000), 본 연구에서는 WAAS와 AI 수용도 간 통계적으로 유의한 낮은 수준의 정적 상관(r = .15)이 확인되었다. 이러한 결과는 직장 맥락에서의 AI 불안과 AI 수용도가 서로 구별되는 구성개념임을 시사한다. 한편 선행연구에서는 AI 불안이 반드시 기술 회피로 이어지는 것이 아니라, 조건에 따라 학습과 탐색을 촉진하는 역할을 할 가능성도 제안되어 왔다(Brougham & Haar, 2018; Eysenck & Calvo, 1992; Oschinsky & Nguyen, 2025; Wang & Wang, 2022). 최근 연구들 역시 AI 불안이 기술 수용에 단일한 부정적 영향만을 미치는 것이 아니라, 상반된 방향의 효과를 가질 수 있는 '이중 칼날(double-edged sword)'의 특성을 지닐 가능성을 제시하고 있다(Liu & Li, 2025). 이러한 관점에서 본 연구가 확인한 WAAS의 다차원적 구조는 직장 내 AI 불안의 영향이 불안의 수준뿐 아니라 유형에 따라서도 달라질 가능성을 시사한다. 예를 들어 직무 대체 불안과 같이 근본적인 위협으로 지각되는 불안은 기술 수용을 저해하는 방향으로 작용할 가능성이 있는 반면, 학습 불안이나 사회적 비교 불안은 학습 동기와 AI 역량 개발을 촉진하는 방향으로 작용할 가능성도 제기되고 있다(Frenkenberg & Hochman, 2025; Liu & Li, 2025). 이러한 결과는 직장 내 AI 불안을 단일한 부정적 정서로 이해하기보다, 하위 요인의 유형에 따라 서로 다른 심리적 의미와 적응 양상을 가질 수 있는 구성개념으로 이해할 필요가 있음을 시사한다.

본 연구에서는 성별, 연령, 근속연수, 직책 여부, 기업 규모 및 산업군에 따른 WAAS 평균의 유의한 차이가 확인되지 않았다. 이러한 결과는 직장 내 AI 불안이 특정 세대나 집단에만 국한된 현상이라기보다 다양한 조직 구성원이 경험할 수 있는 심리적 반응일 가능성을 시사한다(Uğur & Dursun, 2025).

한계 및 제언

본 연구는 다음과 같은 한계와 향후 연구 과제를 가진다.

첫째, 본 연구는 횡단적 설계에 기반한 척도 개발 연구로서, WAAS로 측정된 AI 불안이 실제 조직 성과(예: 업무 성과, 학습 지속성, 혁신 행동 등)에 미치는 인과적 영향을 검증하지 못하였다. 향후 연구에서는 종단 설계를 통해 AI 불안의 하위 요인이 조직 성과 및 직무 행동과 어떠한 경로로 연결되는지를 검증할 필요가 있다(Frey & Osborne, 2017; Venkatesh, 2000). 또한 본 연구에서 확인된 다차원적 요인 구조를 고려할 때, 향후 연구에서는 하위 요인이 개인 수준의 학습 행동과 AI 활용, 그룹 수준의 협력과 심리적 안전감, 그리고 조직 수준의 성과와 어떠한 차별적인 관계를 보이는지를 다수준 분석(multilevel analysis)을 통해 검증할 필요가 있다(Edmondson, 1999; Buunk & Gibbons, 2007). 이를 통해 직장 내 AI 불안의 다차원적 특성과 각 하위 요인의 기능을 보다 정교하게 이해할 수 있을 것이다(Buunk & Gibbons, 2007; Wang & Wang, 2022).

둘째, 본 연구에서는 성별, 연령, 근속연수, 직책 여부 등 주요 인구통계학적 변인에 따른 WAAS 총점의 평균 차이가 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났으며, 이러한 결과는 집단 간 차이가 크지 않을 가능성을 시사하는 기술적 결과로 해석될 수 있으나, 이를 근거로 척도의 집단 간 적용 가능성이나 측정 동일성이 확보되었다고 해석하기에는 한계가 있다. 또한 WAAS의 요인 구조는 특정 표본을 기반으로 도출된 결과이므로, 다양한 조직 맥락이나 상황에서 동일하게 재현되는지에 대한 일반화 가능성 역시 본 연구에서 직접 검증되지 않았다. 심리측정학적 관점에서 집단 간 평균 비교의 타당성을 확보하기 위해서는 다집단 확인적 요인분석(multi-group confirmatory factor analysis)을 통한 측정 동일성 검증(measurement invariance testing)이 선행될 필요가 있으며(Byrne, 2013; Brown, 2015), 척도의 요인 구조가 다양한 조건에서 안정적으로 재현되는지를 확인하기 위해 일반화 가능도 이론(generalizability theory)과 같은 추가적인 검증 절차도 요구된다(Cronbach, 1972). 따라서 본 연구의 결과는 특정 표본에 기반한 초기 검증 결과로 해석될 필요가 있으며, 향후 연구에서는 직무군, 산업군, 조직 환경을 포함한 확장된 연구 설계를 통해 WAAS의 측정 동일성과 요인 구조의 재현성, 그리고 일반화 가능성을 체계적으로 검증할 필요가 있다.

셋째, 본 연구의 자료는 한국 직장인을 중심으로 수집되었기 때문에 연구 결과를 타 문화권의 조직에 직접 적용하여 해석하는 데에는 주의가 필요하다(Hofstede, 2001; Markus & Kitayama, 1991). 특히 한국 조직의 경쟁적 평가 문화와 성과 중심 비교 환경이 사회적 비교 불안의 수준에 영향을 미쳤을 가능성이 있으므로, 향후 연구에서는 다양한 국가 및 조직 문화 맥락에서 WAAS의 구조적 타당성과 측정 불변성을 검증할 필요가 있다.

넷째, 본 연구에서는 1차 요인 상관모형이 2차 요인모형보다 상대적으로 우수한 적합도를 보였으나, 하위 요인들이 상위 요인에 유의하게 적재된 결과를 고려할 때 상위 요인 구조로의 해석 가능성 또한 확인되었다. 이는 직장 내 AI 불안이 다차원적 특성을 지니면서도 통합된 상위 구성개념으로 이해될 수 있음을 시사한다. 향후 연구에서는 다양한 표본과

맥락에서 1차 및 2차 요인 구조의 적합성을 반복 검증함으로써 WAAS의 구조적 안정성과 활용 범위를 보다 명확히 확인할 필요가 있다.

마지막으로 최근 인공지능이 디지털 환경을 넘어 Physical AI로 확장되고 있다는 점을 고려할 때, 향후 연구에서는 로봇 협업, 자동화 시스템, 물리적 작업 환경에서의 인간과 Physical AI를 포함한 AI 상호작용 맥락에서 WAAS의 적용 가능성을 검증할 필요가 있다(김종훈 등, 2025; 이재진, 조상동, 2025).

본 연구는 직장 맥락에서 경험되는 AI 불안을 다차원적으로 측정할 수 있는 척도를 개발하고 그 신뢰도와 타당도를 검증하였다는 점에서 의의를 가진다. WAAS는 조직의 AI 도입 및 활용 과정에서 구성원의 AI 불안을 이해하고 심리적 자원을 지원하기 위한 실천적 도구로 활용될 수 있으며, 직장 내 AI 불안의 구조와 기능을 탐색하기 위한 연구에도 활용될 수 있다. 향후 다양한 조직 환경과 기술 변화 맥락에서 WAAS의 구조적 안정성, 예측 타당성 및 일반화 가능성에 대한 검증이 축적된다면, 직장 내 AI 불안을 이해하고 평가하는 데 유용한 측정 도구로 활용될 수 있을 것이다.

참고문헌

김시내, 박지영 (2024). 인공지능 기술 적용에 대한 한국 직장인의 태도: 척도 개발 및 타당화 연구. **한국심리학회지: 산업 및 조직**, 37(2), 81-117. https://doi.org/10.24230/kjiop.v37i2.81-117

김종훈, 김의직, 김동완 (2025). Physical AI의 최근 연구 동향과 발전 방향에 대한 연구. **사물인터넷융복합논문지**, 11(4), 107-116. https://www.kci.go.kr/kciportal/ci/sereArticleSearch/ciSereArtiView.kci?sereArticleSearchBean.artiId=ART003237271

유규창, 박우성 (2007). 성과주의 인사제도의 도입 영향요인 및 조직성과. **인사조직연구**, 15(3), 187-224. https://www.kci.go.kr/kciportal/ci/sereArticleSearch/ciSereArtiView.kci?sereArticleSearchBean.artiId=ART001075082

이재진, 조상동 (2025). 현실세계와 상호작용하는 AI: 피지컬 AI 의 기술발전 및 정책적 시사점. **이슈페이퍼 및 정책연구**, 2025, 1-69. [이슈페이퍼 No. 2025-04]. 한국산업기술진흥원(KIAT).

임명성, 박민수 (2015). 융복합 시대에서 테크노 스트레스의 개인별 차이에 대한 연구. **디지털융복합연구**, 13(3), 137-153. https://doi.org/10.14400/JDC.2015.13.3.137

장세진, 고상백, 강동묵, 김성아, 강명근, 이철갑, 정진주, 조정진, 손미아, 채창호 (2005). 한국인 직무 스트레스 측정도구의 개발 및 표준화. **대한직업환경의학회지**, 17(4), 297-317. https://doi.org/10.35371/kjoem.2005.17.4.297

전세희, 인성빈, 강지원, 박지영 (2025). 인공지능 기반의 부정적 피드백에 대한 수용도: 위협과 신뢰성의 매개 효과를 중심으로. **한국심리학회지: 산업 및 조직**, 38(1), 1-26. https://doi.org/10.24230/kjiop.v38i1.1-26

정하영, 강순애 (2013). 서울특별시 자치구청 소속 기록연구사의 직무특성 및 직무환경에 관한 연구. **한국기록관리학회지**, 13(2), 57-85. https://doi.org/10.14404/JKSARM.2013.13.2.057

주은지, 최인선 (2024). 청소년지도사의 조직문화와 직무스트레스의 관계: 의사소통능력의 매개효과. 한국산학기술학회 논문지, 25(4), 433-442. https://doi.org/10.5762/KAIS.2024.25.4.433

Akkaya, B., Özkan, A., & Özkan, H. (2021). *Yapay zekâ kaygı (YZK) ölçeği: Türkçeye uyarlama, geçerlik ve güvenirlik çalışması* [Artificial intelligence anxiety (AIA) scale: Adaptation into Turkish, validity and reliability study]. *Alanya Akademik Bakış, 5*(2), 1125-1146. https://doi.org/10.29023/alanyaakademik.833668

Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin, 103*(3), 411-423. https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.3.411

Babbie, E. R. (2010). Research design. In *The practice of social research* (12th ed., pp. 90-123). Wadsworth Cengage Learning.

Bakker, A. B., & Demerouti, E. (2007). The job demands-resources model: State of the art. *Journal of Managerial Psychology, 22*(3), 309-328. https://doi.org/10.1108/02683940710733115

Berretta, S., Tausch, A., Ontrup, G., Gilles, B., Peifer, C., & Kluge, A. (2023). Defining human-AI teaming the human-centered way: A scoping review and network analysis. *Frontiers in Artificial Intelligence, 6*, 1250725. https://doi.org/10.3389/frai.2023.1250725

Brougham, D., & Haar, J. (2018). Smart technology, artificial intelligence, robotics, and algorithms (STARA): Employees' perceptions of our future workplace. *Journal of Management & Organization, 24*(2), 239-257. https://doi.org/10.1017/jmo.2016.55

Brown, T. A. (2015). *Confirmatory factor analysis for applied research*. Guilford Publications.

Bubeck, S., Chandrasekaran, V., Eldan, R., Gehrke, J., Horvitz, E., Kamar, E., Lee, P., Lee, Y. T., Li, Y., Lundberg, S., Nori, H., Palangi, H., Ribeiro, M. T., & Zhang, Y. (2023). Sparks of artificial general intelligence: Early experiments with GPT-4. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.12712

Buunk, A. P. (2024). Individual differences in social comparison in organizations. In A. Tuncdogan, O. A. Acar, H. Volberda, & K. de Ruyter (Eds.), *The Oxford handbook of individual differences in organizational contexts* (pp. 107-121). Oxford University Press. https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780192897114.013.17

Buunk, A. P., & Gibbons, F. X. (2007). Social comparison: The end of a theory and the emergence of a field. *Organizational Behavior and Human Decision Processes, 102*(1), 3-21. https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2006.09.007

Byrne, B. M. (2013). *Structural equation modeling with Mplus: Basic concepts, applications, and programming*. Routledge.

Cohen, S., Kamarck, T., & Mermelstein, R. (1983). A global measure of perceived stress. *Journal of Health and Social Behavior, 24*(4), 385-396. https://doi.org/10.2307/2136404

Costello, A. B., & Osborne, J. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: Four recommendations for getting the most from

your analysis. *Practical Assessment, Research & Evaluation, 10*(7), 1-9. https://doi.org/10.7275/jyj1-4868

Cronbach, L. J. (1972). The dependability of behavioral measurements. *Theory of generalizability for scores and profiles*, 1-33.

Dell'Acqua, F., McFowland III, E., Mollick, E. R., Lifshitz-Assaf, H., Kellogg, K., Rajendran, S., Krayer, L., Candelon, F., & Lakhani, K. R. (2026). Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality. *Organization Science, 37*(2), 403-423. https://doi.org/10.1287/orsc.2025.21838

Demerouti, E., Bakker, A. B., Nachreiner, F., & Schaufeli, W. B. (2001). The job demands-resources model of burnout. *Journal of Applied Psychology, 86*(3), 499-512. https://doi.org/10.1037/0021-9010.86.3.499

Edmondson, A. (1999). Psychological safety and learning behavior in work teams. *Administrative Science Quarterly, 44*(2), 350-383. https://doi.org/10.2307/2666999

Eysenck, M. W., & Calvo, M. G. (1992). Anxiety and performance: The processing efficiency theory. *Cognition & Emotion, 6*(6), 409-434. https://doi.org/10.1080/02699939208409696

Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods, 4*(3), 272-299. https://doi.org/10.1037/1082-989X.4.3.272

Festinger, L. (1954). A theory of social comparison processes. *Human Relations, 7*(2), 117-140. https://doi.org/10.1177/001872675400700202

Fosso Wamba, S., Queiroz, M. M., Pappas, I. O., & Sullivan, Y. (2024). Artificial intelligence capability and firm performance: A sustainable development perspective by the mediating role of data-driven culture. *Information Systems Frontiers, 26*(6), 2189-2203. https://doi.org/10.1007/s10796-023-10460-z

Frenkenberg, A., & Hochman, G. (2025). It's scary to use it, it's scary to refuse it: The psychological dimensions of AI adoption-anxiety, motives, and dependency. *Systems, 13*(2), 82. https://doi.org/10.3390/systems13020082

Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change, 114*, 254-280. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.014

Garcia, S. M., Tor, A., & Schiff, T. M. (2013). The psychology of competition: A social comparison perspective. *Perspectives on Psychological Science, 8*(6), 634-650. https://doi.org/10.1177/1745691613504114

Greenberg, J., Ashton-James, C. E., & Ashkanasy, N. M. (2007). Social comparison processes in organizations. *Organizational Behavior and Human Decision Processes, 102*(1), 22-41. https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2006.09.006

Heinssen Jr., R. K., Glass, C. R., & Knight, L. A. (1987). Assessing computer anxiety: Development and validation of the computer anxiety rating scale. *Computers in Human Behavior, 3*(1), 49-59.

https://doi.org/10.1016/0747-5632(87)90010-0

Hofstede, G. (2001). Culture's recent consequences: Using dimension scores in theory and research. *International Journal of Cross Cultural Management, 1*(1), 11-17. https://doi.org/10.1177/147059580111002

Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 6*(1), 1-55. https://doi.org/10.1080/10705519909540118

Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y. J., Madotto, A., & Fung, P. (2023). Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys, 55*(12), 1-38. https://doi.org/10.1145/3571730

Joshi, S. (2025). Comprehensive review of AI hallucinations: Impacts and mitigation strategies for financial and business applications. *International Journal of Computer Applications Technology and Research, 14*(6), 38-50. https://doi.org/10.7753/IJCATR1406.1003

Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals, 14*(1), 366-410. https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174

Kim, J. J. H., Soh, J., Kadkol, S., Solomon, I., Yeh, H., Srivatsa, A. V., Nahass, G. R., Choi, J. Y., Lee, S., Nguyen, T., & Ajilore, O. (2025). AI anxiety: A comprehensive analysis of psychological factors and interventions. *AI and Ethics, 5*(4), 3993-4009. https://doi.org/10.1007/s43681-025-00686-9

Lebovitz, S., Lifshitz-Assaf, H., & Levina, N. (2022). To engage or not to engage with AI for critical judgments: How professionals deal with opacity when using AI for medical diagnosis. *Organization Science, 33*(1), 126-148. https://doi.org/10.1287/orsc.2021.1546

Li, J., & Huang, J.-S. (2020). Dimensions of artificial intelligence anxiety based on the integrated fear acquisition theory. *Technology in Society, 63*, 101410. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101410

Liu, X., & Li, Y. (2025). Examining the double-edged sword effect of AI usage on work engagement: The moderating role of core task characteristics substitution. *Behavioral Sciences, 15*(2), 206. https://doi.org/10.3390/bs15020206

Lynn, M. R. (1986). Determination and quantification of content validity. *Nursing Research, 35*(6), 382-386. https://doi.org/10.1097/00006199-198611000-00017

Markus, H. R., & Kitayama, S. (1991). Cultural variation in the self-concept. In J. Strauss & G. R. Goethals (Eds.), *The self: Interdisciplinary approaches*(pp. 18-48). Springer.

McClure, P. K. (2018). "You're fired," says the robot: The Rise of Automation in the Workplace, Technophobes, and Fears of Unemployment. *Sociological Science Computer Review, 36(2)*, 139-156. https://doi.org/10.1177/0894439317698637

Mirbabaie, M., Brünker, F., Möllmann Frick, N. R., & Stieglitz, S. (2022). The rise of artificial

intelligence–understanding the AI identity threat at the workplace. *Electronic Markets, 32*(1), 73-99. https://doi.org/10.1007/s12525-021-00496-x

Morandini, S., Fraboni, F., De Angelis, M., Puzzo, G., Giusino, D., & Pietrantoni, L. (2023). The impact of artificial intelligence on workers' skills: Upskilling and reskilling in organisations. *Informing Science, 26*, 39-68. https://doi.org/10.28945/5078

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science, 381*(6654), 187-192. https://doi.org/10.1126/science.adh2586

O'Neill, T., McNeese, N., Barron, A., & Schelble, B. (2022). Human-autonomy teaming: A review and analysis of the empirical literature. *Human Factors, 64*(5), 904-938. https://doi.org/10.1177/0018720820960865

Ongun, P., Sahin Koze, B., & Altinbas, Y. (2025). Artificial intelligence anxiety and patient safety attitudes among operating room professionals: A descriptive cross-sectional study. *Healthcare, 13*(16), 2021. https://doi.org/10.3390/healthcare13162021

Orlikowski, W. J. (2000). Using technology and constituting structures: A practice lens for studying technology in organizations. *Organization Science, 11*(4), 404-428. https://doi.org/10.1287/orsc.11.4.404.14600

Oschinsky, F. M., & Nguyen, T. P. T. (2025). Cognitive processes while using artificial intelligence at work: A research agenda on challenges and opportunities. *Form@re-Open Journal per la formazione in rete, 25*(1), 203-222. https://doi.org/10.36253/form-17122

Öztirak, M. (2023). A study on the impact of artificial intelligence anxiety on the innovation-oriented behaviours of employees. *Optimum Ekonomi ve Yönetim Bilimleri Dergisi, 10*(2), 267-286. https://doi.org/10.17541/optimum.1255576

Pektaş, T. (2024). The impact of artificial intelligence anxiety on employees: A comprehensive review of psychological and organizational dynamics. *International Journal of Education Technology and Scientific Researches, 9*(26), 194-206. https://ijetsar.com/index.php/pub/article/view/387

Polit, D. F., & Beck, C. T. (2006). The content validity index: Are you sure you know what's being reported? Critique and recommendations. *Research in Nursing & Health, 29*(5), 489-497. https://doi.org/10.1002/nur.20147

Reh, S., Tröster, C., & Van Quaquebeke, N. (2018). Keeping (future) rivals down: Temporal social comparison predicts coworker social undermining via future status threat and envy. *Journal of Applied Psychology, 103*(4), 399-415. https://doi.org/10.1037/apl0000281

Revelle, W. (2020). *psych: Procedures for psychological, psychometric, and personality research*(R package version 2.0.5) [Computer software]. Comprehensive R Archive Network (CRAN). https://CRAN.R-project.org/package=psych

Rizzo, C., Bagna, G., & Tuček, D. (2025). Do managers trust AI? An exploratory research based on social comparison theory. *Management Decision, 63*(10), 3625-3641.

https://doi.org/10.1108/MD-10-2023-1971

Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software, 48*(2), 1-36. https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02

Saadé, R. G., & Kira, D. (2006). The emotional state of technology acceptance. *Issues in Informing Science & Information Technology, 3*, 529-539. https://doi.org/10.28945/913

Satorra, A., & Bentler, P. M. (2001). A scaled difference chi-square test statistic for moment structure analysis. *Psychometrika, 66*(4), 507-514. https://doi.org/10.1007/BF02296192

Schaufeli, W. B., Salanova, M., González-Romá, V., & Bakker, A. B. (2002). The measurement of engagement and burnout: A two sample confirmatory factor analytic approach. *Journal of Happiness Studies, 3*(1), 71-92. https://doi.org/10.1023/A:1015630930326

Schepman, A., & Rodway, P. (2020). Initial validation of the general attitudes towards artificial intelligence scale. *Computers in Human Behavior Reports, 1*(2), 100014. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2020.100014

Schneider, S., & Haried, P. (2024). Use of artificial intelligence in higher education with particular reference to automated content generation, trust and anxiety. *Journal of Business & Educational Leadership, 14*(1), 4.

Sun, Y., Sheng, D., Zhou, Z., & Wu, Y. (2024). AI hallucination: Towards a comprehensive classification of distorted information in artificial intelligence-generated content. *Humanities and Social Sciences Communications, 11*(1), 1-14. https://doi.org/10.1057/s41599-024-03811-x

Tabachnick, B. G., Fidell, L. S., & Ullman, J. B. (2007). *Using multivariate statistics* (5th ed.). Pearson.

Tarafdar, M., Tu, Q., Ragu-Nathan, B. S., & Ragu-Nathan, T. S. (2007). The impact of technostress on role stress and productivity. *Journal of Management Information Systems, 24*(1), 301-328. https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222240109

Uğur, N. G., & Dursun, F. (2025). The social anatomy of AI anxiety: Gender, generations, and technological exposure. *Frontiers in Psychiatry, 16*, 1641546. https://doi.org/10.3389/fpsyt.2025.1641546

Van Katwyk, P. T., Fox, S., Spector, P. E., & Kelloway, E. K. (2000). Using the job-related affective well-being scale (JAWS) to investigate affective responses to work stressors. *Journal of Occupational Health Psychology, 5*(2), 219-235. https://doi.org/10.1037/1076-8998.5.2.219

Venkatesh, V. (2000). Determinants of perceived ease of use: Integrating control, intrinsic motivation, and emotion into the technology acceptance model. *Information Systems Research, 11*(4), 342-365. https://doi.org/10.1287/isre.11.4.342.11872

Wang, Y. Y., & Wang, Y. S. (2022). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: An initial application in predicting motivated learning behavior. *Interactive Learning Environments, 30*(4), 619-634. https://doi.org/10.1080/10494820.2019.1674887

Zeiser, J. (2024). Owning decisions: AI

decision-support and the attributability-gap. *Science and Engineering Ethics, 30*(4), 27. https://doi.org/10.1007/s11948-024-00485-1

투고일자: 2026-01-02
수정일자: 2026-04-19
게재일자: 2026-08-13

한국심리학회지: 산업 및 조직
Korean Journal of Industrial and Organizational Psychology
2026. Vol. 39, No. 3, 473-503
https://doi.org/10.24230/kjiop.v39i3.473-503

Development and Validation of the Workplace AI Anxiety Scale(WAAS)

Bo-Young Han[1)] Sook Kim[1)] Nuri Kim[1)] Ki-Hong Choi[1),2)†]

[1)]School of Psychological Convergence Science, Korea University, Graduate
[2)]KU Mind Health Institute, Korea University, Director

This study developed and validated the Workplace AI Anxiety Scale (WAAS) to assess the multidimensional psychological threats employees experience during organizational AI adoption and use. Existing AI anxiety measures have primarily focused on general forms of anxiety, limiting their ability to capture workplace-specific contexts. To address this limitation, the present study incorporated social comparison anxiety, reflecting evaluative comparisons of AI-related capabilities, and information trust anxiety, reflecting concerns about the reliability of AI-generated information. In Study 1, an exploratory factor analysis was conducted with a sample of 123 employees, and a five-factor structure was identified. In Study 2, confirmatory factor analysis was conducted with an independent sample of 223 employees to examine the factor structure, compare a first-order correlated factor model with a second-order factor model, and evaluate convergent and discriminant validity. The final WAAS consists of 15 items across five subdimensions: information trust anxiety, social comparison anxiety, learning anxiety, information security anxiety, and job replacement anxiety. The scale demonstrated satisfactory model fit, reliability, and construct validity. WAAS was significantly associated with an existing AI anxiety measure while remaining empirically distinct from related constructs, including job stress and AI acceptance. Overall, this study developed and validated a multidimensional measure of workplace AI anxiety and provides a useful tool for assessing employees' AI anxiety and supporting organizational interventions during AI adoption. Limitations and directions for future research are discussed.

Key words : AI, Workplace Artificial Intelligence Anxiety, Scale Development and Validation, Social Comparison, Information Trust, Confirmatory Factor Analysis