

텍스트 마이닝을 활용한 테크노스트레스 연구 동향 분석

유승완* (서울대학교) · 김동환** (서울대학교) · 이찬*** (서울대학교)

요약

본 연구의 목적은 텍스트 마이닝 기법을 활용하여 지난 6년간(2020~2025)의 테크노스트레스 관련 학술 데이터의 비정형 텍스트를 분석함으로써, 연구 동향의 변화 양상과 지식 구조를 체계적으로 규명하는 데 있다. 이를 위해 국내 논문 48편과 해외 논문 267편 등 총 315편의 논문 초록을 수집하여 TF-IDF 기반의 키워드 빈도 분석, 바이그램(Bi-gram) 분석, 그리고 Louvain 알고리즘을 적용한 공출현 네트워크 분석을 수행하였다. 분석 결과, 첫째, 테크노스트레스 관련 연구는 2024~2025년에 가장 많은 연구가 진행되었으며, 둘째, 'techno', 'work', 'digital', 'teachers' 등이 핵심 키워드로 도출되었고, 전통적인 5대 유발 요인 프레임워크가 여전히 활발히 활용되고 있으며, 직무 소진 및 정신 건강과 같은 심리적 결과 변수에 대한 관심이 심화되고 있었다. 셋째, 지식 구조 분석을 통해 6개의 주요 커뮤니티를 도출하였다. 본 연구는 테크노스트레스 연구가 특정 산업을 넘어 보편적인 사회 심리 현상으로 진화하고 있음을 나타냈으며, 조직 관리자가 구성원의 직무 소진 방지를 위해 디지털 리터러시 교육 및 연결되지 않을 권리 제도 수립 등 실질적인 지원 체계를 수립해야 함을 시사한다.

[주제어] 테크노스트레스, 텍스트 마이닝, 네트워크 분석, 디지털 리터러시

* 제1저자, 서울대학교 산업인력개발학과 박사과정, mindology90@gmail.com

** 공동저자, 서울대학교 산업인력개발학과 박사과정, bronzecircles@gmail.com

*** 교신저자, 서울대학교 첨단융합학부 / 산업인력개발학과 / 융합전공 글로벌 스마트팜 교수 / 농업생명과학연구원
겸무연구원, chanlee@snu.ac.kr

I. 서론

1. 연구의 필요성

현대 사회에서 인공지능(Artificial Intelligence)과 같은 혁신적인 정보기술의 급격한 발전은 개인과 조직의 업무 효율성을 증대시켰으나 동시에 사용자로 하여금 새로운 기술에 적응해야 한다는 심리적 압박감인 테크노스트레스(Technostress)를 유발하고 있다(김유진, 이형석, 2025; Brod, 1984). 특히 코로나19 팬데믹 이후 가속화된 디지털 전환(Digital Transformation)은 조직 구성원들에게 기술 수용을 강제하는 환경을 조성하였으며 이러한 환경 변화는 테크노스트레스와 같은 부정적인 심리 기제를 촉발하는 주요 원인이 되고 있다(전영준 외, 2023). 테크노스트레스는 정보통신기술의 사용으로 인해 개인이 경험하는 부정적인 심리 상태로 정의되며 이는 기술 과부하, 기술 침해, 기술 복잡성, 기술 불안정성, 기술 불확실성이라는 다섯 가지 하위 요인으로 구분되어 설명된다(Ragu-Nathan et al., 2008; Tarafdar et al., 2007).

테크노스트레스에 대한 국내 연구 동향을 살펴보면 주로 테크노스트레스 유발 요인이 조직 성과에 미치는 영향을 규명하는 데 집중되어 왔다. 국내 학술지에 게재된 연구들을 분석한 결과, 대부분의 연구가 특정 기술 관련 종사자나 일반인을 대상으로 설문조사를 통한 양적 연구를 수행하였으며 테크노스트레스의 5가지 하위 요인을 독립변수로 설정하여 직무 만족이나 조직 몰입과 같은 종사자들의 직무 성과와의 인과관계를 확인하는 경향을 보였다(허은주, 정면숙, 2019). 또한, 테크노스트레스 유발 요인의 원인에 대한 연구에서는 시스템 품질이나 시스템 취약성과 같은 기술적 특성이 테크노스트레스에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났으며 이러한 스트레스 요인은 조직 몰입도와 같은 결과 변수에 부정적인 영향을 미치는 것으로 보고되었다(임명성, 한군희, 2013). 이는 기존 연구들이 주로 테크노스트레스의 선행 요인을 탐색하고 그 결과로 나타나는 조직적 성과를 검증하는 프레임워크 안에서 이루어졌음을 시사한다(허은주, 정면숙, 2019).

이러한 테크노스트레스는 개인의 심리적 안녕감을 저해할 뿐만 아니라 조직 차원에서도 심각한 부작용을 초래한다. 높은 수준의 테크노스트레스는 직무 소진(Burnout)을 유발하여 조직 구성원의 이탈을 가속화하며 이는 결과적으로 이직 의도에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 확인되었다(이상원, 2022; 이새봄 외, 2021). 또한, 테크노스트레스는 업무와 가정 생활 간의 균형

을 무너뜨려 삶의 질을 저하시키는 요인으로 작용하며(박상철, 고준, 2014), 조직 내부에서는 혁신 지향이나 태업과 같은 반생산적 과업 행동(Counterproductive Work Behavior)을 유발하여 조직의 생산성을 떨어뜨리는 결과를 낳기도 한다(김대근, 강석민, 2020; Kim & Lee, 2021). 최근 생성형 AI 환경에서 사용자들을 대상으로 한 연구에서도 테크노스트레스는 지속적 사용 의도와 업무 생산성에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타나 기술의 발전에 따라 스트레스의 양상과 영향력 또한 변화하고 있음을 보여준다(김유진, 이형석, 2025).

그러나 기존의 테크노스트레스 연구들은 대부분 특정 시점의 구조화된 설문 문항을 이용한 정량적 분석에 의존해 왔으며, 이는 급변하는 기술 환경 속에서 축적된 방대한 학술적 담론의 흐름을 거시적으로 조망하는 데 한계가 있다(허은주, 정면숙, 2019). 개별 실증 연구들은 특정 변수 간의 인과관계를 규명하는 데 유용하지만 지난 수년간 테크노스트레스 연구가 어떤 주제를 중심으로 전개되어 왔으며 시대적 흐름에 따라 지식 구조가 어떻게 진화했는지를 파악하기 위해서는 보다 체계적인 문헌 분석이 요구된다. 이에 본 연구는 기존의 설문 중심 방법론을 넘어 텍스트 마이닝 기법을 활용하여 비정형 데이터를 실증적으로 분석하고자 한다. 텍스트 마이닝은 고정된 설문 문항의 틀을 벗어나 사용자들이 실시간으로 경험하는 테크노스트레스의 다양한 원인과 양상을 보다 입체적으로 파악할 수 있게 해준다(박종필, 최영은, 2013; Kim & Lee, 2021). 따라서 본 연구는 테크노스트레스 분야의 방대한 최신 문헌을 빅데이터 기법으로 통합 분석함으로써 방법론적 다양성을 확보하고, 급변하는 디지털 환경에 대응하는 후속 연구의 이정표를 제시할 것이다. 분석 결과를 통해 도출된 시사점은 학술적으로 연구동향 분석 결과와 디지털 업무 환경을 설계하고 직무 소진 방지를 위한 구체적인 지원 체계(디지털 리터러시 교육, 연결되지 않을 권리 제도화 등)를 수립하는 데 실전적인 가이드를 제공할 것이다(김유진, 이형석, 2025; 박종필, 최영은, 2013).

2. 연구의 목적

본 연구의 주된 목적은 텍스트 마이닝(Text Mining) 기법을 활용하여 지난 6년간(2020~2025) 축적된 테크노스트레스 관련 학술 데이터의 비정형 텍스트를 분석함으로써, 연구 동향의 변화 양상과 지식 구조를 체계적으로 규명하는 데 있다. 구체적인 연구 목적은 다음과 같다.

첫째, 키워드 빈도(Keyword Frequency) 및 변화 추이 분석을 통해 시기별로 테크노스트레스 연구의 주요 관심사가 어떻게 진화해 왔는지 파악하고자 한다. 기존 연구들은 특정 시점의 단편적인 실증 분석에 치중하여 연구 담론의 동태적 흐름을 조망하는 데 한계가 있었다(허은주, 정면숙, 2019). 이에 본 연구는 수집된 텍스트 데이터의 키워드 빈도를 바탕으로 COVID-19 팬데믹과 생성형 AI 확산 등 주요 시기적 배경에 따라 어떠한 연구 주제가 중점적으로 다루어져 왔는지 확인하고자 한다.

둘째, 바이그램(Bi-gram) 분석 기법을 적용하여 테크노스트레스 관련 학술 텍스트 속에 잠재된 주요 의제들을 도출하고 지식 범주를 재구성하고자 한다. 선행 연구들은 주로 Ragu-Nathan et al. (2008)과 Tarafdar et al. (2007)이 정립한 5대 유발 요인 프레임워크에 기반하여 반복적 검증을 수행해 왔다(박종필, 최영은, 2013). 본 연구는 데이터 기반(Data-driven) 접근을 통해 기존 이론적 틀이 포착하지 못한 새로운 유형의 스트레스 맥락이나 생성형 AI 환경에서의 특수한 선행 요인들을 발굴하여 이론적 확장을 도모하고자 한다(김유진, 이형석, 2025).

셋째, 공출현 네트워크 분석(Co-occurrence Network Analysis)을 통해 핵심 키워드 간의 연결 구조를 시각화함으로써 테크노스트레스 연구의 지식 구조를 규명하고자 한다. 이는 단순한 변수 간 인과관계를 넘어 어떠한 맥락적 군집(Community)을 형성하고 있는지를 파악하는 데 목적이 있다(이상원, 2022; Kim & Lee, 2021).

II. 이론적 배경

1. 테크노스트레스의 개념

테크노스트레스(Technostress)는 기술(Technology)과 스트레스(Stress)의 합성어로, 정보통신기술(ICT)의 급격한 발전에 개인이 효과적으로 대처하거나 적응하지 못할 때 발생하는 부정적인 심리 및 신체 상태를 의미한다. 이 개념은 1984년 Brod에 의해 처음 제시되었으며, 그는 이를 “새로운 컴퓨터 기술에 건강하게 적응하거나 대처하지 못하는 데서 기인하는 현대의 적응성 질병(modern disease of adaptation)”으로 정의하였다. 이후 연구자들에 의해 그 의미가 확장되었는데, Rosen과 Weil(1997)은 테크노스트레스를 “기술 사용으로 인해 태도, 사고, 행동

또는 신체 생리에 미치는 직·간접적인 부정적 영향”으로 정의하였으며, Arnetz와 Wilholm(1997)은 기술 의존도가 높은 업무 환경에서 발생하는 정신적, 생리적 자극 상태로 설명하였다. 현대적 관점에서 테크노스트레스는 단순히 기술에 대한 부적응을 넘어, 정보기술을 사용하는 과정에서 사용자가 경험하는 정보 과부하, 역할 모호성, 사생활 침해, 그리고 지속적인 학습 압박으로 인한 심리적 중압감과 부정적인 감정 상태를 포괄한다.

2. 테크노스트레스의 구성요소

다수의 선행 연구(Ragu-Nathan et al., 2008; Tarafdar et al., 2007)는 테크노스트레스를 유발하는 요인을 다음의 5가지 핵심 구성요소로 구분하고 있다. 첫째, 기술 과부하(Techno-overload)는 정보기술의 사용으로 인해 사용자가 업무를 더 빠르고 많이 처리해야 한다고 느끼는 상태를 의미한다. 이는 업무량 증가, 처리 속도 압박, 그리고 정보의 홍수로 인한 피로감을 포함한다. 둘째, 기술 침해(Techno-invasion)는 언제 어디서나 연결 가능한 기술의 특성으로 인해 업무와 사생활의 경계가 모호해지는 현상이다. 퇴근 후나 휴가 중에도 업무 연락을 받거나 업무를 수행해야 하는 상황으로 인해 개인의 사적 시간과 공간이 침해받았다고 느끼는 것을 말한다. 셋째, 기술 복잡성(Techno-complexity)은 새로운 기술이나 시스템의 기능이 복잡하여 사용자가 이를 이해하고 활용하는 데 어려움을 느끼는 상태이다. 사용자는 자신의 기술적 능력이 부족하다고 느끼며, 기술 습득을 위해 많은 시간과 노력을 투자해야 한다는 압박감을 경험한다. 넷째, 기술 불안정감 (Techno-insecurity)은 급변하는 기술 환경 속에서 자신의 기술적 역량이 뒤처지거나, 새로운 기술이나 더 나은 기술을 가진 타인에 의해 자신의 일자리를 잃을 수 있다는 두려움과 직무 불안정을 의미한다. 다섯째, 기술 불확실성(Techno-uncertainty)은 하드웨어, 소프트웨어, 네트워크 등 관련 기술이 끊임없이 변화하고 업그레이드됨에 따라, 사용자가 지속적으로 새로운 지식을 학습해야 한다는 부담감과 미래 기술 환경에 대한 예측 불가능성을 느끼는 상태이다.

일부 연구는 위에서 제시된 5가지 구성요소를 원인과 맥락에 따라 재분류하기도 한다. 박종필과 최영은(2013)은 테크노스트레스 형성 요인을 크게 세 가지 범주로 구분하였다. 기술적 스트레스 (Technical Stress)는 기술 자체의 특성에서 기인하는 스트레스로, ‘기술 복잡성’과 기술 변화의 속도를 의미하는 ‘변화 속도성(Pace of Change)’을 포함한다. 기술-업무 스트레스

(Techno-Job Stress)는 기술과 업무의 관계에서 발생하는 스트레스로, ‘기술 과부하’와 제공된 기술이 업무와 맞지 않는 ‘기술-업무 부적합(Techno-Job Mismatch)’을 포함한다. 개인적 스트레스 (Individual Stress)는 기술이 개인의 삶에 미치는 영향으로, ‘일-가정 갈등(Work-Home Conflict)’과 ‘프라이버시 침해(Invasion of Privacy)’를 포함한다.

또한, Llorens et al.(2011)은 테크노스트레스의 요인을 불안(anxiety), 피로(fatigue), 회의감(skepticism), 낮은 효능감(low inefficacy)의 네 가지로 제시하며 심리적 반응 중심으로 차원을 구분하기도 하였다.

3. 테크노스트레스의 텍스트 마이닝 분석 의의

기존의 테크노스트레스 연구들은 대부분 설문조사를 기반으로 한 양적 연구에 편중되어 있다. 국내 연구 동향을 분석한 허은주와 정면숙(2019)에 따르면, 2000년부터 2018년까지 수행된 테크노스트레스 관련 연구의 대다수는 구조화된 설문 문항을 통해 이미 정립된 변수 간의 인과 관계를 검증하는 데 주력하였다(허은주, 정면숙, 2019). 이러한 연구들은 주로 Ragu-Nathan et al.(2008)과 Tarafdar et al.(2007)이 제시한 기술 과부하, 기술 침해 등 5가지 하위 차원을 독립 변수로 설정하여 직무 만족이나 조직 몰입과 같은 결과 변수와의 관계를 확인하는 확증적 접근을 취한다. 그러나 이러한 방법론은 연구자가 사전에 설정한 문항의 범주 내에서만 응답을 수집하기 때문에, 사용자가 실제 기술 사용 환경에서 경험하는 구체적이고 미묘한 스트레스의 맥락(Context)이나 기존 이론이 포착하지 못한 잠재적 요인을 발견하는 데에는 한계가 있다(임명성, 한군희, 2013). 따라서 비정형 텍스트 데이터에 대한 귀납적 분석을 수행하는 텍스트 마이닝(Text Mining) 기법의 도입은 기존 정량적 연구의 방법론적 편중을 해소하고, 연구 대상을 심층적으로 탐색할 수 있는 기회를 제공한다는 점에서 학술적 의의를 갖는다.

또한, 기존 연구들은 테크노스트레스가 직무 소진이나 반생산적 과업 행동에 미치는 영향을 주로 회귀계수나 경로계수와 같은 수치로만 제시하여, 변수 간의 단선적인 인과관계만을 설명하는 경향이 있다(김대근, 강석민, 2020; 이상원, 2022). 그러나 스트레스는 개인의 인지적 평가에 따라 복합적으로 형성되는 심리 기제이므로, 단순한 수치적 관계를 넘어 스트레스 요인들이 사용자의 인지 구조 속에서 어떻게 연결되어 있는지를 파악할 필요가 있다. 텍스트 마이닝의 TF-IDF 기반 키워드 분석이나 바이그램(Bi-gram) 분석, 공출현 네트워크 분석

(Co-occurrence Network Analysis)은 단어 간의 동시 출현 빈도와 연결성을 시각화함으로써 특정 기술적 문제(시스템 오류, 보안 위협 등)가 사용자의 어떤 감정(분노, 무기력 등)이나 행동 의도(이직, 사용 중단 등)와 구조적으로 강하게 결합되어 있는지를 규명할 수 있다(이새봄 외, 2021).

III. 연구방법

1. 자료 수집 및 연구 설계

본 연구는 2020년부터 2025년까지 발표된 국내외 테크노스트레스 관련 학술논문을 대상으로 텍스트 마이닝 기법을 적용하여 연구 동향을 비교 및 분석하는 것을 목적으로 하였다. 이를 위해 정량적 문헌분석 방법에 기반한 탐색적 연구로 설계되었으며 키워드 분석 및 공출현 네트워크 분석을 단계적으로 수행하였다. 국내 논문은 한국교육학술정보원(RISS)에서 ‘테크노스트레스’, ‘테크노 스트레스’를 검색어로 하여, 2020년부터 2025년까지의 KCI 논문을 활용하였다(총 60편). 60편 중 실제 제목이나 키워드에 테크노스트레스를 포함하지 않는 논문 제외(10편 제외), 중복 제외(2편 제외) 등을 진행하여 최종적으로 국내 논문은 48편을 활용하였다. 한편, 해외 논문은 ProQuest Central에서 ‘technostress’, ‘techno-stress’를 검색어로 활용하였으며 Peer-Review가 진행된 논문 중 언어가 영어인 article, feature, literature review를 활용하였다(총 302편). 이 중 중복제거를 진행(28편 제외), 비영어 초록 및 초록이 작성되지 않은 논문을 제외(7편 제외)하여 최종적으로 해외 논문 267편을 활용하였다. 정리하면, 국내 논문 48편과 해외 논문 267편으로, 총 315편을 연구에 활용하였으며 분석에는 논문의 초록(Abstract)을 활용하였다.

전체 분석 절차는 다음과 같다. 첫째, 국내 및 해외 논문 데이터를 수집하고 전처리 과정을 거쳐 분석 가능한 텍스트 데이터를 구축하였다. 둘째, 연도별 연구 동향 분석을 통해 테크노스트레스 연구의 시계열적 변화 추이를 파악하였다. 셋째, 키워드 빈도 분석을 수행하여 국내외 연구에서 주요하게 다루어진 핵심 주제와 용어의 출현 특성을 확인하고 국내외 연구 간 키워드의 차이를 비교 분석하였다. 이 과정에서 바이그램(bi-gram) 분석을 함께 실시하여 단일

키워드로는 포착하기 어려운 복합 개념과 맥락적 의미를 도출하였다. 넷째, 공출현 네트워크 분석(co-occurrence network analysis)을 통해 국내외 연구의 키워드 간 관계 구조를 시각화하고 규명하였다. 공출현 네트워크는 키워드를 노드(node)로, 두 키워드가 동일 문서에서 함께 출현하는 관계를 엣지(edge)로 표현하여 지식 구조를 시각화하는 네트워크 분석 기법이다 (Radhakrishnan et al., 2017; Van Eck & Waltman, 2010). 각 엣지의 가중치는 키워드 쌍의 공출현 빈도로 설정되며 이를 통해 연구 주제 간 연결 강도와 중심-주변 구조를 파악할 수 있다. 이러한 네트워크 분석은 개별 키워드의 빈도 분석을 넘어 키워드 간 관계성과 군집 구조를 드러냄으로써 연구 분야의 지식 구조와 연구 경향을 체계적으로 이해하는 데 기여한다. 이러한 다양한 텍스트 마이닝 기법들을 포함한 연구 절차는 기존의 빈도 중심 문헌 분석을 넘어 연구 주제 간 관계성과 구조적 특성을 종합적으로 파악하기 위한 목적에서 설계되었다.

2. 텍스트 마이닝 분석 절차

본 연구에서는 테크노스트레스 연구의 주요 주제와 개념 구조를 파악하기 위해 텍스트 마이닝 기법을 활용하였다. 이 연구에서는 Python 3.10을 활용하여 분석을 수행하였다. 텍스트 전처리에는 NLTK 패키지를, 키워드 추출에는 scikit-learn의 TF-IDF를, 네트워크 구축 및 중심성 분석에는 NetworkX를, 커뮤니티 탐지에는 python-louvain의 Louvain 알고리즘을, 시각화에는 Matplotlib를 활용하였으며 데이터 처리 및 수치 연산에는 Pandas와 NumPy를 사용하였다. 분석은 형태소 분석 및 불용어 제거, 키워드 추출 및 빈도 분석, 바이그램 분석의 순으로 진행되었으며 각 단계별 세부 내용은 다음과 같다.

가. 형태소 분석 및 불용어 제거

텍스트 분석의 정확도를 확보하기 위해 수집된 논문 초록(Abtract)을 대상으로 체계적인 전처리 과정을 수행하였다. 첫째, 모든 텍스트를 소문자로 변환하고 특수문자 및 숫자를 제거하여 분석 단위를 통일하였다. 둘째, 분석에 의미를 제공하지 않는 일반 학술 수사어(예: study, method, result, analysis 등)와 불용어(stopwords)를 제거하였다. 이 과정에서 최소 3자 이상의 유의미한 단어만을 분석 대상으로 포함하여 노이즈를 최소화하였다. 셋째, 동일한 의미를 지닌 단어가 형태의 차이로 인해 분산되지 않도록 표제어 정규화 과정을 거쳤다. 이를 통해 분석의

일관성과 신뢰성을 확보하였으며 전체 분석 과정에 걸쳐 동일한 전처리 기준을 적용하였다.

나. 키워드 추출 및 빈도 분석

키워드 추출은 TF-IDF(Term Frequency - Inverse Document Frequency) 기법을 활용하여 수행하였다. TF-IDF는 문서 집합 내에서 특정 단어의 상대적 중요도를 계산하는 가중치 기법으로, 단어 빈도(TF)와 역문서 빈도(IDF)를 곱하여 산출된다(Salton & McGill, 1983). 단어 빈도는 특정 문서 내에서 해당 단어가 출현하는 빈도를 의미하며 역문서 빈도는 전체 문서 집합에서 해당 단어가 등장하는 문서 수의 역수에 로그를 취한 값이다. 이를 통해 특정 문서에 자주 등장하지만 다른 문서에는 드물게 나타나는 단어일수록 높은 가중치를 부여받아 해당 문서의 핵심 키워드로 식별될 수 있다. 본 연구에서는 전체 문헌에서 상대적으로 중요도가 높은 단어를 추출하기 위해 최소 문서 출현 빈도(min_df)와 최대 문서 비율(max_df)을 설정하여 과도하게 희소하거나 일반적인 용어를 제거하였다. 추출된 키워드는 빈도 분석을 통해 국내외 연구에서 주요하게 다루어진 연구 주제와 용어의 출현 특성을 파악하는 데 활용되었다.

다. 바이그램(Bi-gram) 분석

바이그램(bi-gram) 분석은 텍스트에서 연속적으로 등장하는 두 개의 단어 조합을 추출하여 단일 키워드 분석에서 포착하기 어려운 복합 개념이나 맥락적 의미를 파악하는 데 유용하다(Kumar & Srinathan, 2008). 예를 들어, 'remote work'나 'job satisfaction'과 같이 두 단어가 결합하여 특정한 의미를 형성하는 경우 바이그램 분석을 통해 보다 정확한 연구 주제를 식별할 수 있다. 본 연구에서는 국내외 논문 초록에서 바이그램을 추출하고 출현 빈도를 기준으로 주요 복합 개념을 도출하였다.

3. 공출현 네트워크 분석 절차

본 연구에서는 키워드 간 관계 구조를 파악하기 위해 공출현(co-occurrence) 네트워크 분석을 수행하였다. 공출현 네트워크는 동일 문헌 내에서 동시에 등장하는 키워드 쌍을 기반으로 구성되었으며, 각 연결선(edge)의 가중치는 공출현 빈도를 의미한다. 네트워크의 신뢰도를 확보하기 위해 다음과 같은 기준을 적용하였다. 첫째, TF-IDF 값이 높은 상위 키워드를 중심으로

분석 대상 단어 집합을 구성하였다. 둘째, 문헌별 상위 키워드만을 활용하여 의미 없는 연결이 과도하게 생성되는 것을 방지하였다. 셋째, 공출현 빈도 상위 10%에 해당하는 연결만을 유지하여 네트워크를 정제하였다. 넷째, 가중 중심성(weighted degree centrality)을 기준으로 상위 80개 노드를 추출하여 분석 대상으로 설정하였다. 네트워크의 군집 구조를 파악하기 위해 Louvain 알고리즘을 적용하였으며, 이를 통해 자동적으로 커뮤니티를 탐지하였다. 시각화 과정에서 노드의 크기를 중심성 값에 비례하도록 설정하고, 색상은 커뮤니티 구분을 나타내도록 구성하였다(〈표 1〉 참조).

〈표 1〉 네트워크 시각화 파라미터 및 기준

시각화 요소	적용 기준	의미
노드 크기	가중 중심성 (Weighted Centrality)	네트워크 내에서 해당 키워드의 중요도 및 영향력을 반영하며, 중심성이 높을수록 노드가 크게 표현됨
엣지 두께	공출현 빈도 (Co-occurrence Frequency)	두 키워드가 동일 논문에서 함께 출현한 빈도를 나타내며, 빈도가 높을수록 엣지가 두껍게 표시됨
색상	Louvain 커뮤니티 (Community Detection)	연구 주제의 군집을 시각적으로 구분하기 위해 커뮤니티 탐지 알고리즘을 적용하여 동일 군집은 동일 색상으로 표현됨
시각화 대상	상위 80개 핵심 노드	전체 키워드 중 빈도 및 중심성 기준 상위 80개를 선정하여 네트워크의 가독성과 해석 가능성을 확보함
연결 필터	공출현 빈도 상위 10%	약한 연결을 제거하고 의미 있는 관계만을 시각화하기 위해 공출현 빈도 상위 10%에 해당하는 엣지만 표시함

IV. 연구 결과

1. 연도별 연구 동향 분석

먼저, 연구 대상이 되는 315편의 논문으로부터 테크노스트레스 연구의 연도별 추이를 분석하였다. 분석 결과, 전체 연구는 2022년을 기점으로 급격한 증가 추세를 보였으며 2024~2025년에 가장 높은 연구 편수를 나타냈다(〈표 2〉 참조).

〈표 2〉 연도별 국내/해외 논문 수 분포 (2020-2025)

연도	국내	해외	전체
2020	8	22	30
2021	12	28	40
2022	5	52	57
2023	6	46	52
2024	8	59	67
2025	9	60	69
합계	48 (15.2%)	267 (84.8%)	315 (100%)

시기별 추이를 분석한 결과 2020년과 2021년은 각각 30편, 40편으로 완만한 증가세를 보였으나 2022년에는 57편으로 전년 대비 약 1.4배 증가하며 가파른 성장세를 나타냈다. 이후 2023년에는 52편으로 소폭 감소하였으나 2024년 67편, 2025년 69편으로 다시 증가하며 안정적인 고수준을 유지하고 있다. 국내의 경우 2021년 이후 감소하여 완만한 수준의 증가세를 보이고 있지만, 국내외 전반적으로 보이는 2022년 이후의 증가 추세는 COVID-19 팬데믹으로 인한 디지털 전환의 가속화, 원격근무와 온라인 교육의 전면적 확산, 그리고 새로운 디지털 기술 도입에 따른 스트레스 현상이 본격적으로 학술적 관심사로 부상한 것으로 해석된다(김유진, 이형석, 2025; 전영준 외, 2023).

이러한 연구 동향은 디지털 기술의 급격한 발전과 확산, 특히 팬데믹 이후 강제된 디지털 전환이 개인과 조직에 미치는 심리적 영향에 대한 학술적 관심이 전 세계적으로 증가하고 있음을 시사한다. 또한 2024년 이후에도 높은 연구 편수가 유지되는 것은 생성형 AI의 등장과 같은 새로운 기술 환경 변화가 테크노스트레스 연구의 지속적인 확장을 견인하고 있는 것으로 판단된다.

가. 국내외 테크노스트레스 연구의 주요 키워드 분석

연구 대상 논문 315편의 학술논문의 Abstract를 대상으로 텍스트 마이닝 기법을 활용하여 연구 동향을 분석하였다.

1) 키워드 빈도 분석 결과

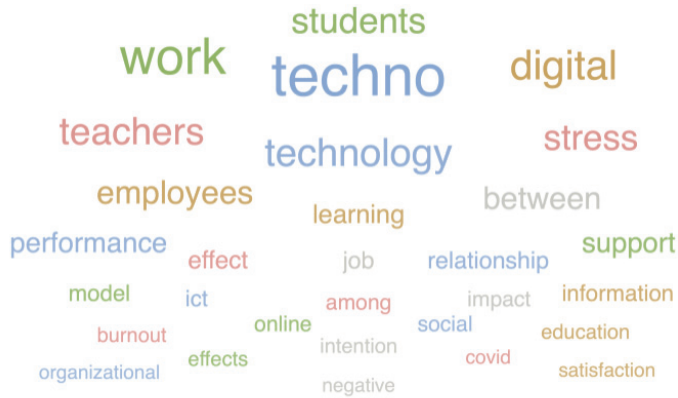
본 연구는 연구 대상 논문들에 텍스트 마이닝 기법을 적용하여 테크노스트레스 연구의 핵심

키워드를 추출하고 그 빈도를 분석하였다. 국문 논문의 경우 논문에서 제공된 영문 Abstract를 활용하였다. 분석 과정에서는 형태소 분석을 통해 명사, 동사, 형용사 등 의미 있는 단어를 추출하였으며, 'the', 'a', 'is'와 같은 불용어 및 'study', 'research', 'analysis' 등 일반적인 연구 관련 용어를 제외하였다. 본 연구의 표제어 정규화는 형태적 변이 축소를 목적으로 하며 의미적으로 유사하지만 문맥상 상이할 수 있는 단어들은 후속 단계에서 연구자가 검토하였다. 이후 TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency) 가중치를 적용하여 각 키워드의 중요도를 산출하였다.

TF-IDF는 특정 문서 내에서의 단어 출현 빈도(TF)와 전체 문서 집합에서의 희소성(IDF)을 동시에 고려하여, 해당 문서를 대표하는 의미 있는 키워드를 식별하는 데 효과적인 방법이다. 본 연구에서는 TF-IDF 기반 키워드 추출 시 명시적인 절대 임계값(threshold)을 설정하기보다, 문서 빈도 기반 필터링(min_df, max_df)과 상대적 중요도 기준(top-k selection)을 결합한 방식으로 단어를 선별하였다. 이는 TF-IDF 값의 절대적 크기가 데이터 규모 및 코퍼스 특성에 따라 달라질 수 있다는 점을 고려한 것이다. 구체적으로 min_df는 국내 데이터 2, 해외 데이터 3으로 설정하였으며, max_df는 0.95로 설정하였다. 이후 각 단어의 평균 TF-IDF 점수를 기준으로 상위 단어만을 선택하여 분석에 활용하였다. 추가적으로, min_df는 절대값이 아닌 상대적 비율 기준으로 설정하는 것이 더 적절하나 본 연구에서는 기존 텍스트 마이닝 연구 관행을 반영하여 데이터 규모에 따라 경험적으로 조정하였다.

분석 결과, 상위 30개의 주요 키워드가 추출되었으며 그 결과는 <표 3>와 같다. 가장 높은 TF-IDF 점수를 기록한 키워드는 'techno'(TF-IDF: 0.0615)로, 본 연구 주제인 테크노스트레스가 연구의 핵심 개념임을 재확인할 수 있었다. 이어서 'work'(0.0536), 'digital'(0.0424), 'technology'(0.0404), 'teachers'(0.0393) 등이 높은 빈도로 출현하였다. 이 결과를 단어의 빈도에 따라 단어의 크기를 달리 하여 시각화하는 방식인 워드클라우드를 나타내면 [그림 1]과 같다.

추출된 키워드들을 의미 범주별로 분류한 결과, 크게 네 가지 주제군으로 구분할 수 있었다. 첫째, 테크노스트레스의 핵심 구성요소를 나타내는 개념적 키워드들이 다수 발견되었다. 여기에는 'techno-overload', 'techno-invasion', 'techno-complexity', 'techno-insecurity' 등 Ragu-Nathan et al.(2008)과 Tarafdar et al.(2007)이 제시한 5가지 하위 요인이 포함되며, 이는 기존 이론적 틀이 현재까지도 테크노스트레스 연구의 중심 프레임으로 기능하고 있음을 시사한다.



[그림 1] 상위 30개 키워드 워드클라우드

<표 3> 전체 연구의 상위 30개 키워드(유니그램) TF-IDF 점수

순위	키워드	TF-IDF 점수
1	techno	0,0615
2	work	0,0536
3	digital	0,0424
4	technology	0,0404
5	teachers	0,0393
6	stress	0,0377
7	students	0,0375
8	employees	0,0335
9	between	0,0326
10	performance	0,0289
11	support	0,0288
12	learning	0,0272
13	effect	0,0256
14	relationship	0,0250
15	job	0,0248
16	model	0,0240
17	information	0,0237
18	ict	0,0235
19	among	0,0226
20	impact	0,0221
21	online	0,0221
22	social	0,0220
23	burnout	0,0216

순위	키워드	TF-IDF 점수
24	education	0,0216
25	intention	0,0215
26	effects	0,0211
27	covid	0,0207
28	organizational	0,0201
29	satisfaction	0,0200
30	negative	0,0200

2) 바이그램(Bi-gram) 분석 결과

바이그램 분석은 연속적으로 등장하는 두 단어의 조합을 통해 단일 키워드 분석에서 포착하기 어려운 복합 개념과 맥락적 의미를 파악하는 데 유용하다(Kumar & Srinathan, 2008). 전체 315편의 논문에서 추출된 바이그램을 TF-IDF 가중치 기준으로 분석한 결과, 테크노스트레스 연구의 개념적 구조와 주요 연구 맥락이 보다 명확히 드러났다. <표 4>는 전체 연구에서 가장 중요하게 다루어진 상위 30개 바이그램을 나타낸다.

<표 4> 통합 바이그램 상위 30개 키워드 TF-IDF 가중치

순위	키워드	TF-IDF 점수
1	techno stress	0,0368
2	relationship between	0,0333
3	technostress creators	0,0272
4	between technostress	0,0253
5	covid pandemic	0,0231
6	information communication	0,0217
7	techno complexity	0,0196
8	structural equation	0,0194
9	self efficacy	0,0192
10	techno invasion	0,0188
11	techno overload	0,0185
12	techno stressors	0,0177
13	higher education	0,0176
14	practical implications	0,0165
15	communication technologies	0,0164
16	technostress among	0,0161
17	job satisfaction	0,0159
18	overload techno	0,0158

순위	키워드	TF-IDF 점수
19	work engagement	0,0155
20	equation modeling	0,0143
21	design methodology	0,0141
22	university students	0,0141
23	techno uncertainty	0,0140
24	originality value	0,0140
25	digital transformation	0,0128
26	technostress levels	0,0127
27	online learning	0,0126
28	work life	0,0124
29	effect technostress	0,0123
30	mental health	0,0122

바이그램 분석은 단일 키워드 분석에서 포착하기 어려운 개념적 연결과 이론적 구조를 드러낸다. 본 연구에서는 국내외 전체 논문 315편의 초록을 대상으로 의미 있는 2-단어 조합을 추출하였으며 TF-IDF 가중치를 기반으로 상위 30개 바이그램을 선정하였다.

본 연구의 바이그램 추출 과정은 불용어 제거 이후(post-stopword filtering) 단계에서 수행되었다. 구체적인 처리 흐름은 다음과 같다. 먼저, 소문자화 및 특수문자 제거를 수행하고 토큰화, 불용어 제거, 표제어 정규화를 동시에 수행하였으며 전처리된 토큰 리스트를 공백으로 결합하여 문서 단위 문자열을 구성한 뒤, 해당 결과를 입력으로 하여 TF-IDF 값들과 바이그램을 추출하였다. 또한, 단어의 정규화를 수행하는 과정에서 형태적 정규화를 수행하여 단어 간 의미 관계나 방향성까지는 충분히 통합하지 못함에 따라 “techno overload”와 “overload techno”와 같이 유사한 바이그램이 서로 다른 바이그램으로 나타날 수 있음을 인지한다.

분석 결과, 상위 30개 바이그램의 TF-IDF 점수는 0.0122에서 0.0368 범위로 나타났으며 이는 유니그램 대비 상대적으로 좁은 분포를 보였다. 이러한 결과는 특정 개념 조합이 연구 전반에 걸쳐 일관되게 사용되고 있음을 시사한다.

바이그램 분석 결과에서 가장 주목할 만한 발견은 테크노스트레스 연구가 확립된 이론적 틀 위에서 체계적으로 수행되고 있다는 점이다. ‘techno stress’가 0.0368의 TF-IDF 점수로 1위를 차지하였으며, ‘technostress creators’(3위, 0.0272)를 중심으로 나타났다. ‘techno complexity’(7위, 0.0196), ‘techno invasion’(10위, 0.0188), ‘techno overload’(11위, 0.0185), ‘techno uncertainty’(23위, 0.0140)가 상위 30개 내에 포함되었으며, ‘techno stressors’(12위, 0.0177) 역

시 높은 순위를 기록하였다. 이는 테크노스트레스 연구 커뮤니티가 공통의 이론적 언어를 사용하고 있으며 Tarafdar et al.(2007)의 프레임워크(techno overload, techno invasion, techno complexity, techno insecurity, techno uncertainty)가 연구 수행의 기준이 되고 있음을 나타낸다.

특히 ‘relationship between’(2위, 0.0333)와 ‘between technostress’(4위, 0.0253)의 출현은 테크노스트레스를 단일 변수가 아닌 관계적 구조 속에서 파악하려는 연구 경향을 반영한다. 또한 ‘covid pandemic’(5위, 0.0231)이 상위권에 위치하여, COVID-19 팬데믹이 단순한 시간적 배경이 아니라 테크노스트레스 연구의 핵심 동인으로 작용하고 있음을 의미한다. 팬데믹은 비대면 환경으로의 급격한 전환을 촉발하였고, 이에 따라 디지털 기술 사용이 폭발적으로 증가하면서 테크노스트레스 현상이 더욱 가시화되었다. ‘higher education’(13위, 0.0176)과 ‘online learning’(27위, 0.0126)의 동시 출현은 교육 분야가 팬데믹 상황에서 테크노스트레스를 경험하는 주요 맥락임을 보여준다. 또한 ‘job satisfaction’(17위, 0.0159)는 조직 환경에서의 유연근무제와 원격근무가 테크노스트레스 연구의 중요한 맥락 변수로 부상했음을 시사한다. 이러한 맥락 키워드들은 테크노스트레스가 특정 산업이나 직군에 국한되지 않는 보편적 현상임을 나타낸다.

심리·정신건강 측면에서는 ‘mental health’(30위, 0.0122) 등의 바이그램이 포함되어, 테크노스트레스가 개인의 심리적 안녕과 직무 소진에 미치는 부정적 영향이 연구의 중심 주제로 다루어지고 있음을 확인할 수 있다. 특히 직무 소진(job burnout)과 관련된 바이그램의 출현은 2020년 이후 원격근무 및 디지털 전환 가속화로 인한 직무 스트레스 증가 현상이 학술적으로 주목받고 있음을 반영한다.

종합하면, 바이그램 분석 결과는 테크노스트레스 연구가 ① 확립된 이론적 프레임워크(Tarafdar et al., 2007)의 5대 발생 요인, ② COVID-19 팬데믹이라는 시대적 맥락, ③ 교육·조직 등 다양한 실무 영역, ④ 심리·정신건강 영향이라는 네 가지 핵심 축을 중심으로 전개되고 있음을 보여준다.

3. 공출현 네트워크 분석 결과

본 장에서는 테크노스트레스 연구의 키워드 간 관계 구조를 파악하기 위해 공출현 네트워크 분석(co-occurrence network analysis)을 수행한 결과를 제시한다. 공출현 네트워크는 동일한

논문의 초록에서 함께 등장하는 키워드 쌍을 엣지(edge)로 연결하여 연구 주제 간의 연관성과 구조적 패턴을 시각화하는 방법이다(Van Eck & Waltman, 2010).

가. 전체 키워드 공출현 네트워크 분석 결과

전체 315편의 논문에서 추출된 80개의 유의미한 키워드를 노드(node)로 하여 공출현 네트워크를 구축하였다. 네트워크의 기본 구조 지표는 <표 5>와 같고, 네트워크 이미지는 [그림 2]와 같다.

<표 5> 전체 공출현 네트워크의 구조 지표

지표	값	설명
노드 수 (Nodes)	80개	전체 유의미 키워드 수
엣지 수 (Edges)	315개	키워드 간 공출현 관계 수
네트워크 밀도 (Density)	0.0997	실제 연결 / 가능한 최대 연결 비율
평균 연결도 (Average Degree)	7.875	노드당 평균 연결 수
커뮤니티 수(Community)	6개	커뮤니티 군집 수

최종 구축된 공출현 네트워크는 80개의 노드(키워드)와 315개의 엣지(공출현 관계)로 구성되었다. 이는 전체 키워드 집합에서 TF-IDF 기반 가중 중심성 상위 80개 키워드를 선정하고 키워드 쌍 간의 공출현 빈도 상위 10%에 해당하는 연결만을 유지하여 정제한 결과이다. 네트워크 밀도(network density)는 0.0997로 나타났는데, 네트워크 밀도는 0과 1 사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 모든 노드가 서로 연결된 완전 그래프(complete graph)에 가깝고 0에 가까울수록 연결이 희소한 네트워크를 의미한다. 본 연구에서 도출된 밀도 0.0997은 전체 가능한 연결 중 약 10%만이 실현된 희소(sparse) 네트워크임을 나타낸다. 이는 테크노스트레스 관련 키워드들이 무분별하게 연결되지 않고 주제적으로 친연성이 높은 키워드들 사이에서만 선택적으로 공출현 관계가 형성되고 있음을 시사한다. 평균 연결도(average degree)는 7.875로 각 키워드가 평균적으로 약 7-8개의 다른 키워드와 공출현 관계를 형성하고 있음을 의미한다. 이는 소수의 핵심 키워드가 다수의 주변 키워드와 연결되는 허브-스포크(hub-spoke) 구조가 존재하며 주제별로 의미 있는 군집이 형성되어 있을 가능성을 시사한다.

영향력 있는 키워드이다. 본 연구에서는 네 가지 중심성 지표를 정규화한 후 평균하여 종합 중심성 점수(overall centrality)를 산출하였다. 이는 각 키워드의 전반적인 중요도를 균형있게 평가하기 위함이다. <표 6>은 종합 중심성 점수 기준으로 상위 20개 키워드를 제시한다.

분석 결과, ‘technostress’가 종합 중심성 1.0000으로 1위를 기록하며 네트워크의 압도적 허브 노드임이 확인되었다. ‘technostress’는 연결 중심성, 근접 중심성, 매개 중심성, 고유벡터 중심성 네 가지 지표 모두에서 정규화 최댓값인 1.0000을 달성하였는데, 이는 해당 키워드가 네트워크 내 80개 노드 전체와 직접 또는 최단 경로로 연결되는 동시에, 서로 다른 연구 주제들을 연결하는 유일한 핵심 교량 역할을 수행하고 있음을 의미한다. 특히 매개 중심성 1.0000은 테크노스트레스 연구의 모든 하위 주제들이 ‘technostress’라는 단일 개념을 경유하여 연결되는 강한 허브-스포크(hub-spoke) 구조를 형성하고 있음을 나타낸다.

<표 6> 종합 중심성 상위 20개 키워드

순위	키워드	연결중심성	근접중심성	매개중심성	고유벡터 중심성	종합중심성
1	technostress	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
2	techno	0,5443	0,6870	0,1433	0,7463	0,5302
3	work	0,5316	0,6810	0,1354	0,7273	0,5188
4	technology	0,4430	0,6423	0,0764	0,6751	0,4592
5	employee	0,3038	0,5896	0,0298	0,5169	0,3600
6	digital	0,2785	0,5809	0,0198	0,5249	0,3510
7	teacher	0,2911	0,5852	0,0258	0,4968	0,3497
8	effect	0,2532	0,5725	0,0108	0,5137	0,3375
9	stress	0,1772	0,5486	0,0051	0,3911	0,2805
10	relationship	0,1646	0,5448	0,0023	0,4006	0,2781
11	result	0,1139	0,5302	0,0001	0,3410	0,2463
12	student	0,1772	0,5486	0,0118	0,2470	0,2462
13	support	0,1266	0,5338	0,0016	0,3216	0,2459
14	information	0,1266	0,5338	0,0016	0,3131	0,2438
15	job	0,1266	0,5338	0,0028	0,3025	0,2414
16	model	0,1139	0,5302	0,0009	0,3134	0,2396
17	performance	0,1139	0,5302	0,0005	0,2994	0,2360
18	intention	0,1139	0,5302	0,0015	0,2738	0,2298
19	analysis	0,1013	0,5267	0,0007	0,2688	0,2244
20	impact	0,0886	0,5232	0,0001	0,2714	0,2208

2위와 3위를 차지한 'techno'(0.5302)와 'work'(0.5188)는 'technostress'에 이은 강력한 2차 허브(secondary hub)로서 기능하고 있다. 두 키워드 모두 매개 중심성이 각각 0.1433, 0.1354로 4위 이하 키워드들과 비교하여 현저히 높게 나타났는데, 이는 이들이 단순한 빈출 키워드를 넘어 서로 다른 연구 군집을 실질적으로 연결하는 교량 노드(bridge node)로 기능하고 있음을 보여준다. 4위를 기록한 'technology'(0.4592) 역시 매개 중심성 0.0764로 5위 이하 대비 약 2.5배 이상 높아 상위 4개 키워드(technostress, techno, work, technology)가 네트워크의 커뮤니티 간 연결을 주도하는 핵심 매개 집단을 형성하고 있음을 확인할 수 있다. 5위 이하의 키워드들은 매개 중심성이 모두 0.03 미만으로 급격히 감소하여 이 임계점을 기준으로 허브 기능을 담당하는 상위 집단과 군집 내에서 활동하는 하위 집단이 뚜렷하게 구분된다.

주목할 만한 결과로는 'teacher'(7위, 0.3497)의 높은 중심성이다. 'teacher'는 연결 중심성(0.2911)이 'digital'(6위, 0.2785)보다 높으며, 매개 중심성(0.0258) 또한 'digital'(0.0198)을 상회한다. 이는 교사라는 연구 대상이 단순히 하나의 분야에 국한되지 않고, 교육 환경과 조직 환경, 심리적 결과 변수를 연결하는 가교 역할을 수행하고 있음을 시사한다. 반면, 같은 교육 관련 키워드인 'student'는 12위(0.2462)에 머물렀으며, 연결 중심성은 'stress'(9위)와 동일한 0.1772임에도 고유벡터 중심성(0.2470)이 현저히 낮아 학생(student) 관련 연구가 영향력 있는 핵심 노드들과의 연결이 상대적으로 약함을 보여준다. 이는 교사 대상 테크노스트레스 연구가 조직·심리 등 다양한 학문적 논의와 교차하며 보다 통합적으로 전개되는 데 비해, 학생 대상 연구는 교육 분야 내에서 보다 집중적으로 이루어지고 있음을 의미한다.

11위 이하의 중위권 키워드들을 살펴보면, 'job'(15위), 'performance'(17위), 'intention'(18위), 'model'(16위)과 같은 조직·행동 관련 키워드들이 다수 포함되어 있다. 이는 테크노스트레스가 직무 만족, 직무 성과, 기술 사용 의도 등 조직행동론적 결과 변수와 지속적으로 연계되어 연구되고 있음을 나타낸다. 또한 'support'(13위, 0.2459)의 등장은 사회적 지지(social support)나 조직의 지원 체계가 테크노스트레스의 완충 요인으로 주목받고 있음을 반영하며 'information'(14위)은 정보통신기술(ICT) 환경이 테크노스트레스의 핵심 발생 맥락으로 지속적으로 다루어지고 있음을 보여준다.

종합하면, 중심성 분석 결과는 테크노스트레스 연구의 지식 구조가 'technostress'를 정점으로 하고 'techno', 'work', 'technology'가 2차 허브를 형성하는 계층적 허브-스포크 구조를 이루고 있음을 보여준다. 또한 'teacher', 'employee', 'digital' 등 3차 허브 키워드들이 각각 교육 현

장, 조직, 디지털 환경이라는 연구 맥락을 대표하며 분야별 군집을 이끌고 있다. 이러한 구조는 테크노스트레스 연구가 단일한 개념적 핵심을 공유하면서도 다양한 학문 영역과 실무 맥락으로 확장되고 있는 양상을 반영하는 것으로 해석된다.

다. 커뮤니티 기반 군집 구조

공출현 네트워크의 군집 구조를 파악하기 위해 모듈성(modularity) 최적화 기반의 커뮤니티 탐지 알고리즘을 적용하였다. 이 방법은 네트워크를 여러 커뮤니티로 분할하되, 커뮤니티 내부의 연결은 밀집되고 커뮤니티 간 연결은 희소하도록 최적화한다. 분석 결과, 총 6개의 커뮤니티가 탐지되었으며 탐지된 6개 커뮤니티는 각각 테크노스트레스 연구의 서로 다른 주제 영역을 대표한다(〈표 7〉 참조).

〈표 7〉 커뮤니티(토픽 군집) 비교

군집	주제	크기	내부 엣지	밀도	대표 키워드
1	교육 현장 테크노스트레스	15	25	0.2381	teacher, student, learning, online, education, burnout, university, satisfaction
2	핵심 이론 및 연구 방법론	26	27	0.0831	technostress, coping, health, organization, theory, creator, covid, pandemic
3	사회적 지지	3	2	0.6667	support, social, self-efficacy
4	ICT 기술수용 및 사용자 행동	9	15	0.4167	technology, information, intention, model, perceived, ict, communication, user
5	테크노 스트레스 구성요소 및 측정	10	16	0.3556	techno, stress, analysis, factor, impact, stressor, scale, overload, complexity
6	직무·조직 성과 및 디지털 환경	17	45	0.3309	work, employee, digital, effect, relationship, job, performance, organizational

Louvain 알고리즘을 통해 탐지된 6개의 커뮤니티는 테크노스트레스 연구의 주요 맥락과 이론적 기반을 다음과 같이 나타낸다.

커뮤니티 1(교육 현장 테크노스트레스 군집)은 15개 노드로 구성되며 ‘teacher’(연결도 23), ‘student’(연결도 14), ‘learning’(연결도 9), ‘online’(연결도 7), ‘education’(연결도 7)이 핵심 키

위드로 나타났다. 이 군집은 고등교육기관(university)을 중심으로 한 교사와 학생의 기술 적응 과정에서 발생하는 테크노스트레스를 다루는 연구들로 구성된다. 'burnout'과 'satisfaction'의 공출현은 이 군집이 기술 사용으로 인한 직무 소진 및 학습 만족도 저하 현상을 주요 결과 변수로 탐구하고 있음을 나타낸다.

커뮤니티 2(핵심 이론 및 연구 방법론 군집)는 26개 노드로 전체 커뮤니티 중 가장 큰 규모를 형성하며 연결도 79를 기록한 'technostress'(연결도 79)를 중심 허브로 포함한다. 이 군집에는 연구 목적과 방법을 나타내는 'aim'(연결도 1), 'method'(연결도 2), 'survey'(연결도 2), 'structural'(연결도 1), 'design'(연결도 1) 등의 방법론적 키워드와 함께 이론적 틀을 구성하는 'theory'(연결도 2), 'creator'(연결도 2), 'individual'(연결도 3) 등이 포함된다. 또한 'covid'(연결도 5), 'pandemic'(연결도 3)이 동일 군집 내에 위치하여, COVID-19 팬데믹이 테크노스트레스 연구의 시대적 배경이자 핵심 촉진 요인으로 기능하고 있음을 확인할 수 있다. 'coping'(연결도 4), 'strategy'(연결도 2), 'health'(연결도 4), 'outcome'(연결도 2) 등의 키워드는 테크노스트레스의 부정적 영향에 대한 완충 전략과 결과 변수에 대한 연구가 이 군집 내에서 통합적으로 전개되고 있음을 시사한다. 이 커뮤니티의 낮은 내부 밀도(0.0831)는 'technostress'(연결도 79)가 네트워크 전체를 관통하는 초연결 허브로 기능하면서 다양한 이론적·방법론적 개념들을 느슨하게 포괄하는 구조에 기인한 것으로 해석된다.

커뮤니티 3(사회적 지지 군집)은 'support'(연결도 10), 'social'(연결도 5), 'self'(연결도 5) 3개의 노드만으로 구성된 가장 작은 군집이지만, 내부 밀도가 0.6667로 전체 커뮤니티 중 가장 높다. 이 군집은 사회적 지지(social support)와 자기효능감(self-efficacy)이 테크노스트레스의 주요 완충 요인(buffer)으로 연구되고 있음을 나타낸다. 세 키워드의 강한 결속은 이 개념들이 테크노스트레스 연구에서 항상 함께 논의되는 긴밀한 개념적 클러스터를 형성하고 있음을 보여준다. 비록 소규모 군집이지만, 스트레스 대처 자원(coping resource)으로서의 사회적 지지가 테크노스트레스 연구에서 독립적인 이론적 영역을 구성하고 있음을 의미한다.

커뮤니티 4(ICT 기술수용 및 사용자 행동 군집)는 9개 노드로 구성되며 'technology'(연결도 35), 'information'(연결도 10), 'intention'(연결도 9), 'model'(연결도 9)을 핵심으로 한다. 이 군집은 정보통신기술(ICT)의 사용 맥락에서 사용자의 기술 수용 행동과 행동 의도를 탐구하는 연구들을 포괄한다. 'perceived', 'user', 'communication', 'ict'의 동시 출현은 TAM(Technology Acceptance Model)이나 기술수용 관련 이론 프레임워크를 적용하여 사용자가 새로운 기술

(new technology)을 어떻게 지각하고 그에 대한 사용 의도를 형성하는지를 규명하는 연구들이 집중되어 있음을 나타낸다. 이 군집에서 'technostress'가 직접 포함되지 않았음에도 불구하고 'technology'가 강한 허브로 기능하는 것은, 기술수용 과정에서 발생하는 지각된 스트레스(perceived technostress)가 기술 사용 의도에 미치는 영향을 분석하는 연구들이 하나의 독립적인 연구 흐름을 형성하고 있음을 시사한다.

커뮤니티 5(테크노스트레스 구성요소 및 측정 군집)는 10개 노드로 구성되며 'techno'(연결도 43), 'stress'(연결도 14), 'analysis'(연결도 8), 'factor'(연결도 7), 'impact'(연결도 7)가 핵심 키워드이다. 이 군집에는 'overload', 'complexity', 'stressor', 'scale', 'role' 등의 키워드가 함께 포함되어 있어, Ragu-Nathan et al.(2008) 및 Tarafdar et al.(2007)이 제시한 테크노스트레스의 5대 구성요인(techno-overload, techno-complexity 등)을 측정 척도(scale)로 operationalize하고, 요인 분석(factor analysis)을 통해 그 구조적 타당성과 영향(impact)을 검증하는 연구 흐름을 대표한다. 이 군집은 테크노스트레스 연구의 이론적·측정론적 토대를 구성하는 군집으로서, 기존의 확립된 프레임워크가 지속적으로 활용되고 있음을 보여준다.

커뮤니티 6(직무·조직 성과 및 디지털 환경 군집)은 17개 노드와 45개의 내부 엣지로 구성되며 내부 엣지 수 기준으로 전체 커뮤니티 중 가장 높은 내부 연결성을 보인다. 'work'(연결도 42), 'employee'(연결도 24), 'digital'(연결도 22), 'effect'(연결도 20), 'relationship'(연결도 13) 등이 핵심 허브 키워드로 나타났다. 이 군집은 테크노스트레스가 직장인(employee, worker)의 직무 성과(job, performance), 조직 몰입(organizational, engagement), 직무 생활 균형(work-life: well, life)에 미치는 부정적(negative) 영향을 탐구하는 연구들을 포괄한다. 'digital'이 강한 허브로 포함된 것은 디지털 업무 환경 전반이 테크노스트레스의 핵심 발생 맥락으로 자리잡고 있음을 나타내며 'knowledge'의 포함은 디지털 환경에서의 지식 근로자(knowledge worker)를 대상으로 한 연구가 이 군집 내에서 전개되고 있음을 시사한다. 이 커뮤니티는 테크노스트레스가 개인의 심리 현상을 넘어 조직 차원의 성과 관리 문제로 다루어지고 있음을 가장 직접적으로 보여주는 군집이다.

V. 논의 및 결론

본 연구는 2020년부터 2025년까지 국내외 학술지에 게재된 테크노스트레스 관련 논문 315편을 대상으로 텍스트 마이닝 기법을 적용하여 그 연구 동향을 살펴보았다. 분석 결과를 토대로 도출된 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 환경적 변화에 기인한 테크노스트레스 연구의 확장과 이론적 프레임의 보편성을 입증하였다. 연도별 동향 분석 결과, 2022년을 기점으로 연구가 증가하여 2024년과 2025년에 논문 연구가 가장 활발히 진행된 것으로 확인되었다. 이는 COVID-19 팬데믹으로 인한 비대면 업무 환경의 확산과 디지털 전환이 조직 구성원들에게 기술 수용을 강제하는 환경을 조성하였기 때문으로 해석된다(노혜영 외 2021; 전영준 외, 2023). 특히 2024년 이후의 연구는 생성형 AI의 도입이 가속화됨에 따라, 사용자가 새로운 기술을 습득해야 하는 부담감과 프라이버시 염려, 그리고 불확실성 등이 새로운 스트레스 기제로 작용하고 있음을 시사한다(김유진, 이형석, 2025). 또한, 키워드 분석 결과 ‘기술 과부하(Techno-overload)’, ‘기술 침해(Techno-invasion)’, ‘기술 복잡성(Techno-complexity)’, ‘기술 불안정성(Techno-insecurity)’, ‘기술 불확실성(Techno-uncertainty)’ 등 선행연구에서 확립된 5대 유발 요인이 현재까지도 핵심적인 지식 구조를 형성하고 있음을 확인하였다(Ragu-Nathan et al., 2008; Tarafdar et al., 2007). 이는 특정 집단이나 단일 시점을 대상으로 한 기존의 개별 설문 연구를 넘어, 315편의 연구를 거시적으로 분석함으로써 해당 이론적 프레임워크가 특정 산업에 국한되지 않고 다양한 맥락을 관통하는 보편적이고 견고한 지식 구조임을 실증적으로 입증하였다는 점에서 학술적인 기여를 하였다.

둘째, 연구 적용 맥락의 확장과 주제의 다각화, 그리고 인적자원개발 차원에서의 관리의 중요성을 확인하였다. 공출현 네트워크 분석을 통해 도출된 주요 커뮤니티는 테크노스트레스 연구가 특정 산업을 넘어 다각도로 분화하고 있음을 보여준다. 커뮤니티 1(교육 현장 테크노스트레스)은 ‘teacher’, ‘student’, ‘learning’ 등을 핵심 키워드로 하며, 교육의 디지털화로 인해 교사와 학생이 경험하는 직무 소진과 학습 만족도 저하 문제를 집중적으로 탐구하고 있다(김정은, 2024; 심숙희, 김언경, 2025). 커뮤니티 6(직무·조직 성과 및 디지털 환경)은 ‘work’, ‘employee’, ‘performance’, ‘organizational’ 등을 핵심 키워드로 하며, 디지털 환경에서 테크노스트레스가 직장인의 업무 성과와 조직 몰입 등에 미치는 영향을 규명하는 연구 흐름이 뚜렷하게 나타났다(김대근, 강석민, 2020; 김예진, 최수형, 2024; 박상철, 고준, 2014) 특히 주목할 점

은 텍스트 마이닝 빈도 분석 결과, 결과 변수와 관련된 키워드 중 ‘burnout’이 유니그램(Unigram) 상위 23위에, ‘mental health’가 바이그램(Bi-gram) 상위 30위에 나타났다는 것이다. 이는 최근 연구들이 단순한 기술 사용의 어려움을 넘어 사용자의 심리적 안녕감과 정신 건강에 미치는 심각한 부작용에 학술적 관심이 집중되고 있는 동향을 실증적으로 반영한다(이상원, 2022; Wang, Ding, & Kong, 2023). 이러한 결과는 테크노스트레스로 인한 정서적 고갈과 직무 소진이 일부 개인의 기술 부적응 문제가 아니라, 국내외 연구들에서 공통으로 다루어질 만큼 보편적이고 구조적인 사회 현상으로 인식되고 있음을 보여주는 것이다. 따라서 본 연구의 분석 결과는 테크노스트레스 관리가 단순한 디지털 지원 업무를 넘어, 구성원의 심리적 안녕을 보호하고 조직의 지속가능한 성과를 담보하기 위해 반드시 선행되어야 할 핵심적인 인적자원 관리 과제를 나타낸다.

본 연구의 제언은 다음과 같다. 첫째, 이론적 토대와 측정 도구의 고도화가 선행되어야 한다. 분석 결과, 26개의 노드를 가진 최대 규모의 군집(커뮤니티 2)과 10개의 노드로 구성된 측정 중심 군집(커뮤니티 5)은 테크노스트레스 연구의 학술적 근간을 형성하고 있었으며, 특히 ‘technostress’가 종합 중심성 1.0000으로 가장 큰 허브 역할을 수행하고 있었다. 따라서 향후의 연구는 급변하는 기술 환경에 맞추어 기존 측정 도구의 신뢰성을 재검증하는 동시에, 생성형 AI와 같은 신규 기술 맥락을 수용할 수 있는 이론적 모델의 고도화에 주력해야 한다(김유진, 이형석, 2025).

둘째, 교육 현장의 디지털 전환에 대응하여 HRD의 교육훈련 및 조직학습 관점의 맞춤형 지원 체계 마련이 시급하다. 15개의 노드로 구성된 교육 현장 군집은 ‘teacher’가 높은 종합 중심성(0.3497)을 보이며 연구 네트워크의 중추적 역할을 수행하고 있다. 이는 팬데믹 이후 온라인 교육이 전면화되면서 교사와 학생이 경험하는 기술적 부적응과 직무 소진이 보편적 사회 현상으로 부상했음을 실증한다(김소희 외, 2020). 따라서 단순한 디지털 기기 보급이나 일회성 기능 교육을 넘어, 구성원의 직무-기술 적합성을 높일 수 있는 체계적인 교육훈련 프로그램을 설계해야 한다. 전영준 외(2023)와 김유진, 이형석(2025)의 연구에서 나타나듯 디지털 리터러시는 테크노스트레스를 완화하는 핵심 역량이다. 또한, 비대면 근무가 확장됨에 따라 디지털 리터러시가 직무 수행에 필수적이거나(조영운 외, 2021), 디지털 환경에 익숙한 MZ세대와 기성세대는 다른 환경에 익숙하므로(유승완, 이찬, 2022) 수준별(기초-적용-문제해결) 디지털 리터러시 교육을 제공하는 한편, 기술에 대한 심리적 거부감을 해소하기 위해 현업에서 동료 간 지식

공유가 일어날 수 있는 학습공동체 운영 및 무형식 학습 등 조직학습 차원의 환경 조성을 병행해야 한다(심숙희, 김언경, 2025).

셋째, 조직 차원의 성과 관리와 디지털 웰빙(Digital Well-being)의 제도화가 요구된다. 17개의 노드와 45개의 내부 엣지로 구성되어 가장 높은 내부 연결성을 보인 커뮤니티 6은 테크노스트레스가 직장인의 성과(performance), 조직 몰입, 일-가정 균형에 미치는 파급력이 매우 강력함을 시사한다(박상철, 고준, 2014; 최성희 외, 2022). 'digital' 키워드가 강한 허브로 포함된 것은 디지털 업무 환경 전반이 스트레스의 핵심 발생 맥락임을 의미한다. 기업 관리자는 구성원의 직무 소진을 방지하기 위해 '연결되지 않을 권리'를 제도화하고, 기술 침해(techno-invasion)로부터 사생활을 보호할 수 있는 조직 문화적 가이드라인을 수립하여 지속 가능한 업무 환경을 조성해야 한다(이새봄 외, 2021).

넷째, 기술 수용 과정에서의 사용자 행동 특성과 사회적 완충 기제에 주목해야 한다. 9개의 노드로 구성된 커뮤니티 4는 ICT 매체의 특성과 사용자의 행동 간의 관계를 규명하며 기술적 맥락으로의 확장을 보여준다. 특히 'information'과 'technology'의 높은 중심성은 정보 과부하가 스트레스의 근본 원인임을 뒷받침한다(임명성, 한군희, 2013). 한편, 비록 규모는 작으나 가장 높은 내부 밀도(0.6667)를 보인 사회적 지지 군집(커뮤니티 3)은 'support'와 'self-efficacy'가 스트레스의 결정적인 완충 요인임을 입증한다(정은유, 2025; Kim & Lee, 2021). 따라서 기술 공급자는 사용자의 인지적 역량을 고려한 인간 중심 설계를 지향해야 하며, 조직은 동료 간 협력력이나 사회적 지지망을 강화하여 개인이 느끼는 기술적 고립감을 완화하는 중재 전략을 수립해야 한다(심숙희, 김언경, 2025).

본 연구는 텍스트 마이닝 기법을 활용하여 지난 6년간의 테크노스트레스 연구 동향을 거시적으로 조망하고 지식 구조를 규명하였다는 점에서 의의가 있으나, 다음과 같은 몇 가지 한계점을 지닌다.

첫째, 분석 대상 데이터의 양적 불균형이다. 본 연구는 국내 논문 48편과 해외 논문 267편 등 총 315편의 논문을 분석에 활용하였으나, 국내외 연구 편수의 차이로 인해 분석 결과가 상대적으로 해외 연구의 경향성에 더 큰 영향을 받았을 가능성이 존재한다. 향후 연구에서는 국내외 문헌의 비중을 보다 균형 있게 수집하거나, 국가별 비교 분석을 통해 지역적 특성에 따른 테크노스트레스 양상의 차이를 규명할 필요가 있다.

둘째, 동일한 단어가 서로 다른 맥락에서 다른 의미를 가질 수 있는 점을 충분히 반영하지 못

했을 수 있다. 예를 들어, stress와 같이 명사이자 동사가 될 수 있는 어휘처럼 맥락에 따라 품사나 의미 구분이 다르게 될 여지가 있는 단어는 해석의 왜곡을 초래할 수 있음을 인지해야 한다.

셋째, 본 연구는 텍스트 마이닝과 공출현 네트워크 분석을 통해 키워드 간 관계를 탐색적으로 분석한 것으로, 결과는 인과관계가 아닌 연관성과 구조적 패턴 수준에서 해석될 필요가 있다. 공출현과 중심성 지표는 개념 간 동시 출현과 중요도를 반영할 뿐 인과성을 의미하지 않는다는 제약을 가지고 있으며, 따라서 인과관계 규명을 위해서는 향후 추가적인 실증 연구가 필요하다.

넷째, 급변하는 기술 환경의 적시성 반영 문제이다. 본 연구는 2025년까지의 데이터를 포함하여 생성형 AI와 같은 최신 기술 맥락이 일부 담겨있으나, 기술의 발전 속도가 매우 빠르다는 점을 고려할 때 연구의 시점이 최신 동향을 실시간으로 반영한다고 보기는 어렵다. 특히 생성형 AI 등 신기술에 의한 테크노스트레스 유발 기제는 현재 활발히 논의가 시작되는 단계이므로, 이를 특정하여 심도 있게 다루는 후속 연구가 요구된다.

참고문헌

- 김대근, 강석민 (2020). 테크노스트레스가 반생산성에 미치는 영향. *경영과 정보연구*, 39(2), 1-19.
- 김소희, 조성희, 조영하 (2020). 대학의 교수학습지원이 교수자와 학습자의 테크노스트레스에 미치는 영향에 대한 구조적 관계 분석. *한국교육*, 47(3), 1-22.
- 김예진, 최수형 (2024). 디지털 전환, 테크노스트레스, 업무 몰입 간 구조적 관계 분석. *경영과 정보연구*, 43(2), 17-40.
- 김유진, 이형석 (2025). 생성형 AI에서의 테크노스트레스의 선행요인과 결과요인: 챗GPT 사용자들을 중심으로. *한국컴퓨터정보학회논문지*, 30(7), 147-157.
- 김정은 (2024). 예비 특수교사의 테크노스트레스와 ICT 교수효능감의 관계에서 디지털리터러시 역량의 매개 효과. *교육혁신연구*, 34(3), 223-238.
- 노혜영, 이다솔, 이정훈, 이민우 (2021). COVID-19환경의 스마트워크가 테크노스트레스를 매개로 업무 생산성에 미치는 영향. *한국생산관리학회지*, 32(4), 355-377.
- 박상철, 고준 (2014). 조직 내 스마트 기기 활용이 과연 삶의 질을 높이는가?: 테크노스트레스 조절효과와 업무-가정생활간의 균형 매개효과를 중심으로. *경영학연구*, 43(5), 1707-1733.
- 박종필, 최영은 (2013). 조직구성원들의 테크노스트레스 형성과 영향에 관한 연구. *한국IT서비스학회지*, 12(2), 55-71.
- 심숙희, 김언경 (2025). 유아교사의 동료 협력, 디지털 리터러시가 테크노스트레스에 미치는 영향. *한국유아교육연구*, 27(2), 142-161.
- 유승환, 이찬. (2022). 대기업 사무직 MZ세대 근로자의 이직의도와 조직공정성, 보상만족, 경력 개발지원 및 직무열의의 관계. *기업교육과인재연구*, 24(4), 1-41.
- 이새봄, 탕민연, 서영호 (2021). 근무시간 이후의 테크노스트레스가 이직의도에 미치는 영향. *한국컴퓨터정보학회논문지*, 26(12), 169-177.
- 이상원 (2022). IT 종사자의 테크노스트레스가 직무소진에 미치는 영향: 스트레스 대처의 매개효과를 중심으로. *벤처창업연구*, 17(2), 241-253.
- 임명성, 한군희 (2013). 테크노스트레스 유발 요인의 원인과 영향에 대한 연구. *디지털융복합연구*, 11(10), 31-45.
- 전영준, 남태우, 어광수 (2023). 디지털전환에 의한 테크노스트레스 결정요인 분석: MZ세대·기성세대 간 비교. *정책개발연구*, 23(2), 423-455.
- 정은유 (2025). 테크노스트레스가 외재적분노에 미치는 영향: 자기효능감의 조절효과를 중심으로. *호텔리조트연구*, 24(1), 299-317.

- 조영윤, 유승완, 이찬. (2021). 조직 근로자의 디지털 리터러시 영향요인에 관한 통합적 문헌고찰. *기업교육과 인재연구*, 23(1), 261-289.
- 최성희, 김연하, 오윤자 (2022). 코로나-19시기 맞벌이 여성이 지각한 스마트워크 유용성과 테크노스트레스가 일·가정 갈등에 미치는 영향 배우자분담공평인식의 조절효과. *한국가족복지학*, 27(2), 175-197.
- 허은주, 정면숙 (2019). 테크노스트레스에 대한 국내 연구동향 고찰. *인문사회* 21, 10(2), 589-604.
- Arnetz, B. B., & Wiholm, C. (1997). Technological stress: Psychophysiological symptoms in modern offices. *Journal of psychosomatic research*, 43(1), 35-42.
- Brod, C. (1984). *Technostress: The human cost of the computer revolution*. Reading, Addison-Wesley.
- Kim, D. G., & Lee, C. W. (2021). Exploring the Roles of Self-Efficacy and Technical Support in the Relationship between Techno-Stress and Counter-Productivity. *Sustainability*, 13(8), 4349.
- Kumar, N., & Srinathan, K. (2008). Automatic keyphrase extraction from scientific documents using N-gram filtration technique. *Proceedings of the Eighth ACM Symposium on Document Engineering*, 199-208.
- Llorens, S., Salanova, M., & Ventura, M. (2011). *Guías de intervención: Tecnoestrés. Síntesis*.
- Radhakrishnan, S., Erbis, S., Isaacs, J. A., & Kamarthi, S. (2017). Novel keyword co-occurrence network-based methods to foster systematic reviews of scientific literature. *PLOS ONE*, 12(3), e0172778
- Ragu-Nathan, T. S., Tarafdar, M., Ragu-Nathan, B. S., & Tu, Q. (2008). The consequences of technostress for end users in organizations: Conceptual development and empirical validation. *Information Systems Research*, 19(4), 417-433.
- Rosen, L. D., & Weil, M. M. (1997). *The Mental Health Technology Bible with Cdrom*. John Wiley & Sons, Inc..
- Salton, G., & McGill, M. J. (1983). *Introduction to modern information retrieval*. McGraw-Hill.
- 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.
- Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, 84(2), 523-538.

Wang, H., Ding, H., & Kong, X. (2023). Understanding technostress and employee well-being in digital work: the roles of work exhaustion and workplace knowledge diversity. *International Journal of Manpower*, 44(2), 333-356.

유승완(제1저자): 서울대학교, 산업인력개발학과 박사과정, 주요 관심분야는 인적자원개발, 산업 전환을 위한 Upskilling & Reskilling, 교육성과평가, HR Analytics 등임, mindology90@gmail.com

김동환(공동저자): 서울대학교, 산업인력개발학과 박사과정, 주요 관심분야는 인적자원개발, HR Analytics, 인공지능, AI 리터러시 등임, bronzecircles@gmail.com

이찬(교신저자): 서울대학교, 첨단융합학부/산업인력개발학과/융합전공 글로벌 스마트팜 교수/농업생명과학연구원 겸무연구원, 관심분야는 직무분석, 성과관리, 스마트러닝, 조직개발, 리더십, 코칭 등임, chanlee@snu.ac.kr

논문접수일: 2026년 2월 25일

논문심사일: 2026년 3월 31일

게재확정일: 2026년 4월 30일

ABSTRACT

Analyzing Research Trends in Technostress Using Text Mining

Seungwan Yoo^{*} (Seoul National University)

Donghwan Kim^{**} (Seoul National University)

Chan Lee^{***} (Seoul National University)

The purpose of this study is to systematically identify the evolving trends and knowledge structure of technostress by analyzing unstructured text from 315 academic papers (48 domestic, 267 international) published between 2020 and 2025. Using text mining techniques, including TF-IDF keyword analysis, bi-gram analysis, and Louvain algorithm-based co-occurrence networks, this research provides a comprehensive overview of the field.

The findings reveal that technostress research peaked in 2024–2025, driven by post-pandemic digital transformation and the rise of generative AI. Core keywords such as ‘techno’, ‘work’, ‘digital’, and ‘teachers’ emerged as central themes. While the traditional five-factor framework remains highly relevant, there is an increasing focus on psychological outcomes like job burnout and mental health. The analysis further identified six major research communities, indicating that technostress has evolved into a universal socio-psychological phenomenon. These results suggest that organizations must establish practical support systems, such as digital literacy training and “right to disconnect” policies, to protect employee well-being in the digital age.

[Keywords] Technostress, Text Mining, Network Analysis, Digital Literacy

* First author, Seoul National University, mindology90@gmail.com

** Co-author, Seoul National University, bronzecircles@gmail.com

*** Corresponding author, Seoul National University, chanlee@snu.ac.kr