

생성형 인공지능(AI) 확산이 재직 청년의 우울에 미치는 영향: 청년 삶 실태조사를 활용한 성향점수 가중 이중차분 분석

이 시 온¹ | 손 슬 기^{2*}

¹ 서울대학교

² 서울대학교 보건환경연구소

* 교신저자: 손슬기
(estherish@snu.ac.kr)

초 록

본 연구는 생성형 인공지능(AI)이 촉발한 기술 충격이 청년 근로자의 우울에 미치는 영향을 분석하였다. ChatGPT 출시 이전인 2022년과 출시 이후인 2024년에 실시된 청년 삶 실태조사 자료 기반 만 19~34세 청년 7,117명의 응답을 대상으로 하며, 산업 수준의 AI 노출도를 처치변수로, PHQ-9으로 측정한 우울점수를 결과변수로 각각 설정하고, 성향점수 가중 이중차분법을 적용해 ChatGPT 출시 전후의 차별적 변화를 추정했다. 그 결과, AI 고노출 산업 청년 근로자의 우울점수는 저노출 산업 대비 유의하게 악화되었으며, 기술변화에 따른 직무상실 인식의 간접효과가 탐색적 매개분석에서 유의하게 나타났다. 삶의 만족도, 소진, 주관적 건강 역시 모두 우울과 일관된 방향으로 변화하여 AI 충격이 전반적인 재직 청년의 주관적 안녕에 미치는 부정적 효과가 확인되었다. 본 연구는 생성형 AI 확산이 청년 근로자의 우울에 차별적으로 미치는 영향을 준실험적으로 검증한 초기 연구로서 현행 AI 청년 정책이 고용 보호와 직업훈련에 치중하는 동안, 정신건강이라는 주요 정책 의제가 상대적으로 소외되고 있음을 밝혔다는 점에서 의의가 있다.

주요 용어: 생성형 AI, 우울, 청년 정책, 직무상실 인식, 이중차분법

알기 쉬운 요약

이 연구는 왜 했을까? 기존 자동화 기술이 주로 단순 반복 업무를 대체해 왔다면 생성형 AI는 일자리 전반에 급속도로 파고들었다. 이 영향은 세대를 막론하지만, 특히 노동시장 진입 초기 청년들이 느끼는 일자리 위협 수준과 심리적 부담 강도는 기성세대와는 다른 차원일 수 있다. 국내 20대 우울증 환자는 최근 타 연령대 대비 가장 가파르게 늘었고, 청년 정신건강은 핵심 정책과제 중 하나이다. 그럼에도 그간 AI 보급이 청년 정신건강에 미치는 영향에 관한 연구는 상대적으로 부족하였다. 이에 ChatGPT 출시라는 외생적 사건을 중심으로 이러한 연구 공백을 메우고자 하였다.

새롭게 밝혀진 내용은? AI의 영향이 상대적으로 큰 산업(정보통신, 금융, 전문과학기술)에 재직하는 청년의 우울 수준은 그 영향이 상대적으로 낮은 산업(공공행정, 보건복지) 대비 뚜렷하게 높아졌다. 이는 실제 일자리를 잃지 않았더라도, “내 일이 기술 변화로 사라질 수 있다”는 인식만으로 청년 우울 수준이 높아질 수 있다는 뜻이며, 삶의 만족도, 소진, 주관적 건강 역시 같은 방향을 나타내 AI가 재직 청년에게 주는 실질적인 부담 수준을 확인하였다.

앞으로 무엇을 해야 하나? 현 청년 지원은 취업 여부를 주요 선별 기준으로 삼고 있으며, AI 정책은 고용 지원과 직업훈련에 치중되어 있다. 그러나 재직 청년에게조차 AI가 가져오는 일자리 위협에 대한 인식은 현실적인 위험 요소이며, 청년 정책에서 선제적 정신건강 지원 정책 마련 및 주관적 위험 파악을 위한 체계 구축 노력이 필요하다.

■ 투 고 일: 2026. 04. 30.

■ 수 정 일: 2026. 07. 07.

■ 게재확정일: 2026. 08. 25.

I. 서론

1. 연구 배경

2022년 11월 OpenAI의 ChatGPT 출시를 계기로 생성형 인공지능(AI) 기술이 대중의 관심을 받기 시작하였다. 이후 멀티모달 기능을 탑재한 대규모 언어모델 기반의 생성형 AI 서비스가 잇따라 출시되면서 AI는 특정 산업이나 직무를 막론하고 업무와 일상의 전반으로 파고들었다. 새롭게 출시된 기술이 노동의 형태를 바꾸어 온 것이 산업 혁명 이래 새로운 일은 아니지만 종래의 자동화 기술은 주로 반복적이고 육체적인 업무를 대체해 온 것과 달리, 생성형 AI는 텍스트 작성, 코드 생성, 데이터 분석 등 고도화된 인지적 숙련을 요하는 직무에까지 침투하면서 노동시장 전반에 상당한 충격을 주었다(Eloundou et al., 2024). 생성형 AI가 유발한 노동시장 변화는 과거 고학력 전문직 중심, 이른바 화이트칼라 노동이라고 분류되는 직종 역시 기술 대체의 예외가 될 수 없다는 점에서 새로운 종류의 기술 충격이라 할 수 있다.

생성형 AI의 영향은 이미 노동시장 지표에서 일부 관찰된다. ChatGPT 출시 이후 AI에 고노출된 직종의 프리랜서 수입이 유의미하게 감소하였고(Hui et al., 2024), 경력 초기 단계의 소프트웨어 개발자 고용이 둔화되었으며(Brynjolfsson et al., 2025), 청소년이 AI 자동화 위험이 높은 직종을 회피하는 방향으로 진로 계획을 조정하는 현상도 보고되었다(Goller et al., 2025). 국내에서도 AI를 업무에 사용한 경험이 있는 직장인들 중 다수가 AI로 인한 실직을 우려하였으며, 특히 저연차 근로자에게서 우려가 더 크게 나타났다(노세리 외, 2025). 이처럼 생성형 AI가 촉발한 기술 충격은 노동시장 전반의 구조를 변화시키고 있을 뿐 아니라, 그 영향이 특정 집단에 집중될 가능성을 보여준다.

특히 청년층은 이러한 변화에 상대적으로 취약할 가능성이 크다. 정보통신, 금융, 전문과학기술 분야는 최근까지도 상대적으로 안정적인 고용과 높은 임금을 기대할 수 있는 영역으로 인식되어 왔으며, 많은 청년들이 이들 산업에 진입하기 위해 교육과 훈련에 많은 시간을 투자하고 경력을 설계해 왔다. 그러나 경력 초기 근로자가 주로 담당하는 업무는 기업이 AI 기반 자동화를 가속화하는 기초 지식노동 영역과 상당히 중첩된다. 반면, 조직 관리, 전략적 의사결정, 고객 관리 등 경험을 기반으로 하는 업무는 현 시점에서 AI 대체 가능성이 상대적으로 낮다. 즉 기업 내 AI 확산은 주로 청년층의 경력 형성 자체를 저해하는 요인으로 작용할 가능성이 크다. 실제로 미국의 급여 자료에서 이러한 특성이 확인되는데, AI 기술이 수행 가능한 과업의 비중이 해당 직종의 핵심 직무와 높은 수준으로 겹치는 정도를 의미하는 AI 노출도(Felten et al., 2021)가 높은 직업에서 경력 초기 단계(22~25세) 근로자의 고용은 감소한 반면, 30세 이상 근로자의 고용은 안정적이거나 오히려 증가한 것으로 보고되었다(Brynjolfsson et al., 2025). 이는 생성형 AI의 확산이 동일한 직종 내부에서도 연령과 경력 단계에 따라 상이한 영향을 미칠 수 있음을 시사한다.

기술 충격의 영향은 고용시장의 변화에만 국한되지 않고 일터 안에서도 나타난다. 저연차 근로자는 급속히 변화하는 AI 기술을 익히지 않으면 뒤처질 수 있다는 위협과 압박을 경험하는데, 이는 테크노스트레스(technostress)의 주요 원인이 된다(노세리 외, 2025). 또한, 경기 침체와 성장 둔화로 인해 이미 취업이 어려워진 상황에서 자신이 진입하려 했거나 이제 막 진입한 산업이 AI로 인해 재편될 수 있다는 인식은 청년들에게 무력감과 미래에 대한 불확실성을 유발한다. 설령 직무가 유지되더라도 ‘내 일이 곧 사라질 수 있다’는 인식 자체가 심리적 고통을 유발할 수 있다(De Witte, 2005). 이러한 주관적 위협 인식은 고용 지표만으로는 포착하기 어려우며, 고용 불확실성에 대한 인식이 근로자의 우울과 불안을 심화시키는 핵심적인 동인으로 보고되어 왔다(Schweizer et al., 2023).

따라서 사회 진출을 앞두고거나 경력 개발 초입에 놓인 청년들은 이러한 불확실성에 가장 먼저, 그리고 가장

직접적으로 노출될 가능성을 의미한다. 최근 한국 사회에서는 청년층의 취업 지연과 고용 불안정이 장기화되면서 구조적 불안정이 개인의 심리적 부담으로 전이되는 양상이 지속적으로 보고되었으며(Byun, 2025), 직무불안정성과 우울 사이의 밀접한 연관성이 확인되었다(김지원, 2025; 남재욱, 2021; 변금선, 이해원, 2018). 실제로 국내 20대 우울증 환자는 2017년 대비 2021년 127.1% 증가하여 전 연령대 중 가장 가파른 증가세를 보였으며(건강보험심사평가원, 2022), 이에 정부는 청년을 대상으로 정신건강검진 주기를 기존 10년에서 2년으로 단축하는 방안을 의결하는 등 청년 정신건강을 무겁게 인식하고 정책 의제로 다루기 시작하였다(보건복지부, 2024). 정부는 AI 확산이 청년 고용에 미치는 영향에 발맞추어 AI와 디지털 분야에서 일 경험 확대 등 고용 지원 대책을 추진하고 있으나(고용노동부, 2025), AI 기술 확산으로 인한 직무불안정과 재직 청년 근로자의 정신건강에 관한 연구는 제한적이며, 정책 의제 형성의 주변부에 머물러 있다. 이에 본 연구는 생성형 AI가 촉발한 기술 충격이 청년 근로자의 정신건강, 특히 우울에 미치는 영향을 실증적으로 검토하고자 한다.

2. 연구의 필요성

AI 확산이 청년 근로자의 심리적 부담을 가중시킬 수 있다는 우려에도 불구하고, 이를 인과적으로 검증한 연구는 국내외를 통틀어 매우 제한적이다. 기존 연구는 크게 두 가지 한계를 지닌다. 첫째, ChatGPT 출시를 기점으로 활용한 준실험연구는 종속변수가 주로 고용, 임금, 직업선택 등에 한정되어 있어 정신건강 결과에 대한 검증은 충분히 이루어지지 않았다(Demirci et al., 2025). 둘째, AI 노출과 정신건강 관계를 다룬 연구는 대부분 횡단면 설계에 의존하여 역인과성과 선택편의를 충분히 통제하지 못하였다(Litan, 2025; Zheng & Zhang, 2025). 일부 연구는 시계열적 변화를 분석하기도 했으나 이들 역시 주로 직장 내 행동(Kim et al., 2024) 또는 직무만족과 일-가정 양립과 같은 삶의 질 지표를 다루거나(Chuang et al., 2025), 조직행동이나 혁신행동과 같은 조직의 성과 변수에 초점을 두고 있어(Zhong et al., 2026) 정신건강 결과로까지 논의를 확장하지 못했다.

이러한 공백은 정책 영역에서도 동일하게 나타난다. 2026년 2월 발표된 「대한민국 인공지능 행동계획」은 인프라 구축, 인재 양성, 규제 혁신, 산업 및 공공부문 전환에 초점을 두고 있으며, AI 확산이 재직 근로자의 정신건강에 미치는 영향은 하위 정책 의제로도 언급되지 않고 있다(국가인공지능전략위원회, 2026). 청년 정신건강은 이미 국내외 보건정책의 핵심 의제로 부상하였음에도, AI 전환과 정신건강을 연결하는 정책적 접근은 찾아보기 어렵다. 이는 AI 확산의 영향이 기술대체 위험 인지와 같은 심리적 경로를 통해 정신건강에 영향을 미칠 수 있지만, 아직 보건정책 분야에서 이러한 정책 의제의 형성이 상대적으로 드물고, 적극적인 담론 형성이나 구체적인 논의가 발전되지 못하고 있음을 의미한다. 그 결과 기술과 정신보건 정책 사이의 격차는 점차 확대되고 있으며, AI 확산이 야기하는 청년 근로자의 심리적 위험은 정책적으로 소외되고 있다.

본 연구는 이러한 학술 및 정책적 공백을 메우기 위해 연구자가 처치를 무작위로 배정하는 대신 ChatGPT 출시를 자연실험적 사건으로 활용하여 AI 고노출 산업에 종사하는 청년 근로자의 우울이 저노출 산업에 비해 차별적으로 변화하였는지를 준실험적으로 인과적 효과에 근접하게 추정하고자 한다. 두 집단의 사건 전후 변화 차이를 비교하되 집단 간 구성 차이를 보정하여 효과를 추정하는 방식인 성향점수 가중 이중차분법(Propensity Score Weighted Difference-in-Differences, 이하 PSW-DID)을 적용하면 집단 간 사후 변화의 상대적 차이를 추정할 수 있다. 이와 관련하여 구체적으로 아래 두 가지 연구문제를 설정하였다.

첫째, ChatGPT 출시 이후 AI 고노출 산업에 종사하는 청년 근로자의 우울 수준은 저노출 산업에 비해 상대적으로 악화되었는가?

둘째, 기술변화에 따른 직무상실 인식이 이러한 차별적 변화를 매개하는가?

II. 이론적 배경

1. 직무요구-자원 모형과 생성형 AI 기술 충격

직무 환경이 근로자의 정신건강에 미치는 영향을 설명하는 대표적인 이론적 틀로는 Demerouti 외(2001)가 제안한 직무요구-자원 모형(Job Demands-Resources Model, JD-R)이 있다. 이 모형은 이후 Bakker와 Demerouti(2007, 2017)가 이를 정교화하였으며, 직무 환경의 특성을 직무요구와 직무자원으로 구분하여 근로자의 건강 결과를 설명한다. 직무요구는 지속적인 신체적, 인지적, 정서적 노력을 요구하는 직무의 물리적, 심리적, 사회적, 조직적 특성을 의미하며, 직무자원은 직무 목표 달성을 돕고 직무요구의 부정적 영향을 조절하며, 학습과 개인적 성장을 촉진하는 동기적 잠재력을 지닌 제반 조건을 가리킨다(Bakker & Demerouti, 2017). 이 모형은 두 가지 경로를 상정한다. 첫째, 건강 손상 경로로, 직무요구의 지속적인 노출 상황에서 이를 상쇄할 자원이 충분히 공급되지 않으면 소진과 우울 등 건강 문제로 이어진다. 둘째, 동기 경로로, 직무자원이 근로자의 기본 심리적 욕구(Deci & Ryan, 2000)를 충족시켜 직무열의를 높인다.

디지털 기술의 직무 침투는 기존 직무요구의 양적 증가를 넘어 질적으로 다른 부담을 야기한다는 점에서 JD-R 모형의 확장 논의로 이어졌다. Scholze와 Hecker(2024)는 디지털 정보통신기술의 사용으로 발생하는 새로운 부하 요인을 디지털 직무요구로, 이를 통해 제공되는 자율성과 협업 효율성, 정보 접근성을 디지털 직무자원으로 개념화하여 JD-R 모형을 확장하였다. 전지훈과 동학립(2025)은 국내 금융권 종사자를 대상으로 한 실증적 연구에서 디지털 직무요구가 이들의 소진을 유의하게 증가시키고 직무열의를 저해함을 실증하였다.

2022년 11월에 출시된 ChatGPT로 가시화된 생성형 AI의 확산은 JD-R 모형의 맥락에서 AI 고노출 산업 종사자에게 새로운 직무요구를 부과하는 외생적 충격으로 이해할 수 있다. 종래 자동화는 주로 반복적이고 육체적인 직무에 영향을 미친 반면, 생성형 AI는 인지적 노동에 새로운 직무요구를 유발한다. 이는 JD-R 모형이 상정한 직무요구의 유형을 새로운 차원으로 확장한다. 특히 정보통신, 금융, 전문과학기술 등 AI 고노출 산업 종사자에게 기존 업무 방식의 변화 압력, 새로운 기술 습득 부담, 직무 재설계 불확실성 등의 요구를 집중적으로 발생시킨다. 생성형 AI의 확산은 기존 테크노스트레스 요인인 기술 과잉(techno-overload)과 기술 불확실성(techno-uncertainty)을 직무요구로 강화하고(Ragu-Nathan et al., 2008), 역할 변화 압력 등 새로운 형태의 테크노스트레스도 발생시킨다(Scholze & Hecker, 2024). 이러한 직무요구는 근로자가 자신의 직무 존속을 위협으로 인지하는 직무상실 인식을 거쳐 정신건강에 영향을 미칠 수 있다. 반면 공공행정이나 보건복지 등 AI 저노출 산업은 이러한 요구의 증가폭이 상대적으로 작을 가능성이 크다. JD-R 모형에 따르면, 산업 간 직무요구가 차별적으로 증가하고 이에 대응할 자원이 충분히 보충되지 않을 때, 고노출 산업 종사자의 정신건강이 저노출 산업 종사자에 비해 더 크게 악화될 것으로 예상된다.

2. AI 기술충격과 직무불안정성의 건강 영향

본 연구에서는 기술 충격이 정신건강으로 이어지는 경로를 설명하기 위해 Pearlin 외(1981)의 스트레스 과정 모형(stress process model)과 Lazarus와 Folkman(1984)의 스트레스-대처 상호작용 모형(transactional model of stress and coping)을 참고한다. 특히 본 연구는 직무 환경의 변화로 인한 스트레스가 개인의 인지적 평가(cognitive appraisal)를 거쳐 정신건강에 영향을 미친다는 점에 주목한다. 이들 이론은 동일한 외생적 충격이 발생하더라도 개인이 이를 위협, 손실, 혹은 통제 가능한 변화로 어떻게 평가하는지에 따라 건강 결과가 달라질 수 있음을 보여준다. 따라서 본 연구에서는 이러한 논리를 매개 경로의 이론적 근거로 제한적으로 적용한다.

즉 AI 고노출 산업에서 나타나는 새로운 직무요구와 기술변화는 ‘내 일이 기술변화로 사라질 수 있다’는 인지적 평가를 거칠 때 우울 악화로 더 강하게 이어질 수 있음을 의미한다.

이러한 인지적 평가는 직무불안정성 연구에서 주로 논의되었다. Hellgren 외(1999)는 직무불안정성을 직무상실 가능성에 대한 인지적 판단과 이에 수반되는 걱정이나 두려움 등 정서적 차원으로 구분하였다. 본 연구에서 측정하는 직무상실 인식은 전자, 즉 직무불안정성의 인지적 차원에 해당한다. De Witte(2005)와 Sverke 외(2002)의 연구에서는 직무불안정성 인지 자체가 실업과 유사한 수준으로 정신건강에 부정적인 영향을 미칠 수 있음을 보여 주었으며, 이는 실제 직무상실이 발생하지 않은 상황에서도 위협의 인지만으로 우울이 악화될 수 있다는 이론적 근거가 된다. 국내에서도 고용지위와 고용의 질이 우울과 연관되며 그 관계가 소득과 자기존중감, 인지된 경제수준 같은 사회심리적 자원을 매개로 나타난다는 점(송이은, 김진영, 2012; 유정원, 송인한, 2016)과 고용불안이 일회적이기보다 반복되고 지속될 때 정신건강 악화가 뚜렷해진다는 점(양정연, 이준협, 2021)이 확인된 바 있다.

AI 기술에 특화된 인지적 구인은 Brougham과 Haar(2018)의 STARA 인식 개념에서 체계적으로 설명된다. STARA는 스마트 기술(Smart Technology), 인공지능(Artificial Intelligence), 로봇공학(Robotics), 알고리즘(Algorithms)의 약자로, 이들이 자신의 직무를 대체할 수 있다는 인지 정도를 측정한다. STARA 인식은 기술에 대한 막연한 불안에 그치지 않으며, 자신의 직무 능력이 기술에 비해 열등하다는 자기효능감의 침식과 직결된다는 점에서 기존의 일반적 직무불안정성 개념과 구별된다. 즉, 경기 침체나 조직 구조조정으로 인한 직무불안정성이 외부 환경에서 비롯되는 것과 달리, STARA 인식은 기술과 자신의 역량 간의 격차에 대한 주관적 평가에서 발생한다는 점에서 인지적 성격이 강하다. 이러한 인식이 강할수록 직무 수행에 대한 자신감이 약화되고 심리적 고통이 심화될 수 있다(Brougham & Haar, 2018).

나아가, Brougham과 Haar(2020)는 이를 기술 충격이 자신의 현재 직무에 영향을 미칠 수 있다는 평가로 확장하여 인지된 기술적 혼란 위협(perceived threat of technological disruption, PTTD)으로 재정의하였다. 이 계열의 연구는 AI와 자동화에 대한 직무 위협을 인지적으로 평가할 때, 이것이 직무불안정성을 매개로 우울, 냉소, 이직의도 등 부정적 결과로 이어진다고 일관되게 보고한다. 최근에는 Liu 외(2026)가 의료 종사자를 대상으로 AI 테크노스트레스가 직무불안정성을 매개로 직무만족을 저해함을 실증한 바 있다. 국내에서도 박지영과 정예슬(2020)의 연구에서 인공지능이 유능하다고 인식할수록 자신의 직무에 대해 더 큰 불안함, 즉 직무불안정성을 느끼며, 이것이 일에 대한 냉소적인 태도를 유발한다는 경로가 타당함을 확인하였다. 최옥희(2026)는 직무상실 가능성에 대한 높은 STARA 인식이 자기효능감을 저하시켜 업무에 부정적인 영향을 미칠 수 있음을 확인하였다. Kang 외(2023)의 연구에서도 기술 대체 가능성 인식이 성과 압박을 매개로 직무 재설계 경향성을 증가시킨다는 것을 보여주었다. 그러나 이는 기술변화라는 구조적 문제의 책임을 개개인이 스스로 적응하고 해결해야 하는 방식으로 귀결시킨다는 점에서, 근로자에게 지속적인 자기 증명의 부담을 전가할 수 있다. 이상의 논의는 AI 기술 충격이 근로자의 직무 위협 인지를 경유하여 정신건강에 영향을 미칠 수 있음을 시사한다. 본 연구가 직무상실 인식을 탐색적 매개변수로 설정한 이론적 근거가 여기에 있다.

3. AI 기술 충격과 특정 근로자의 구조적 취약성

AI 기술 충격이 모든 근로자에게 균등하게 영향을 미치지 않는다는 점은 JD-R 모형의 맥락에서 이해할 수 있다. 이는 직무요구와 직무자원의 균형은 어떤 산업 혹은 직군에 종사하는가라는 구조적 위치와 경력 단계라는 개인적 조건에 따라 다르게 형성되기 때문이다(Salmela-Aro & Upadhyaya, 2018). 이 두 조건이 동시에 불리하게 작용하는 집단, 즉 AI 고노출 산업에 종사하는 경력 초기 청년 근로자는 기술 충격에 대한 이중적인 취약성에 노출된다.

Felten 외(2021)는 직업별 AI 노출 수준을 수치화한 AI 직업 노출도 지수(AI Occupational Exposure, AIOE)를 개발하였다. 이 지수는 EFF(Electronic Frontier Foundation)의 AI 응용 분야 발전 측정 데이터와 미국 노동부의 직업 정보망(O*NET)에서 제공하는 직업별 능력 데이터를 연결하여 산출한다. 구체적으로, 10개 AI 응용 분야(예: 이미지 인식, 번역, 언어 모델링 등)가 52개 직업 능력 항목과 얼마나 관련되는지를 클라우드소싱 방식으로 평가하였다. 이 응답을 바탕으로 각 직무를 수행하는 데 수반되는 능력의 중요도와 빈도로 가중하여 직업 단위의 상대적 노출도를 산출하고, 이를 산업-직업 고용 행렬로 집계하여 산업 단위 AI 노출 지수를 구성하였다. 이 방법으로 AI 노출도가 높게 측정되는 직업은 패턴 인식, 정보 분류, 논리적 추론, 시청각적 지각 등 정보 처리와 관련된 인지적 능력을 요구하는 화이트칼라 직종과 전문 서비스 산업으로 나타났다. 동일한 방법론을 한국 노동시장에 적용한 한진수와 오삼일(2025)의 분석에서는 75개 업종별 지표를 산출하였다. 그 결과, 출판업, 전문 서비스업, 컴퓨터 프로그래밍, 시스템 통합 및 관리업, 금융업, 정보서비스업 등이 AI 노출도가 높은 산업으로, 공공행정과 보건복지 분야는 상대적으로 AI 노출도가 낮은 산업으로 분류되었다. 이러한 결과는 AI 기술 충격이 산업 간 이질적으로 분포하며, 산업별 노출도의 차이가 기술 충격의 강도를 구분하는 의미 있는 기준이 됨을 보여준다.

이러한 맥락에서 산업별 AI 노출도의 격차는 준실험적 분석에서 처치와 통제를 구분하는 실증적 근거가 된다. 특히 AI 고노출 산업과 저노출 산업 간 비교는 기술 충격이 근로자의 결과 변수에 미치는 영향을 식별하는 데 효과적인 분석틀로 기능할 수 있다. 본 연구에서는 ChatGPT 출시 이후 차별적으로 나타난 산업 간 AI 노출 현상을 반영하는데 활용된다. 다만 기술 확산의 속도와 범위를 고려할 때, AI 기술 충격은 특정 직군에 한정된 현상이 아니라 노동시장 전반에 걸쳐 점진적으로 확산되는 구조적 변화로 이해할 필요가 있으며, 본 연구는 확산 과정에서 나타난 이질적 변화를 AI 기술 충격의 순효과로 해석한다.

한편, 경력 초기 근로자는 네트워크, 직무 경험, 소득 등 주요 자원을 충분히 축적하지 못한 상태에서 직무요구에 직면하게 되며, 그 결과 직무요구가 직무자원을 초과할 가능성이 높다. 실제로 정보통신 분야의 직무요구는 경력 초기 단계에서 소진과 유의하게 관련된다(Salmela-Aro & Upadaya, 2018). 이러한 직무요구와 자원 사이의 불균형은 자신의 직무 안정성에 대한 부정적인 인식을 형성하는 인지적 경로를 통해 심리적 부담을 강화할 수 있다. 따라서 기술변화가 빠르게 진행되는 환경에서는 이러한 인식이 기술대체에 대한 주관적 위험 인지로 나타날 수 있다. 특히 경력 초기 근로자는 고용 안정성과 협상력이 상대적으로 낮은 취약한 위치에 있다는 점에서 동일한 기술변화 조건에서도 이러한 위험을 더 크게 지각할 가능성이 높다.

고용의 구조적 취약성은 생성형 AI의 확산과 결합하면서 더욱 심화된다. 데이터 정리, 코드 작성, 리서치, 문서 작성과 같은 업무는 현재 생성형 AI가 매우 효율적으로 수행하는 영역에 해당한다(Eloundou et al., 2024). 특히 대졸 청년이 경력 초기에 AI 대체 위험이 높은 사무 또는 보조 직무를 거쳐 전문 관리직으로 이행하는 경력 경로를 밟는데, AI 확산으로 인해 해당 직무의 수요가 감소할 경우 고학력 청년의 노동시장 진입 자체가 어려워질 수 있다(Cazzaniga et al., 2024). 반면 조직 관리, 전략적 의사결정, 고객 관계 등 경험 기반 업무는 현 시점에서 AI에 의한 대체 가능성이 상대적으로 낮고, 이때 AI 기술은 직무 수행을 보조하는 방향으로 활용된다. 이처럼 직무 내용이 경력 단계에 따라 구조적으로 분화되어 있다는 점은, 동일한 AI 기술 충격에도 직무 위험 인지와 그에 따른 심리적 부담이 청년 근로자에게 더 집중적으로 나타날 수 있음을 시사한다.

4. 기술 충격과 청년 근로자의 정신건강에 관한 선행연구

기술 충격, 특히 디지털 기술 및 AI 도입이 개인의 정신건강에 미치는 영향을 분석한 선행연구는 주로 테크노스트레스의 개념을 중심으로 논의되어 왔다(Ragu-Nathan et al., 2008). 테크노스트레스는 기술 도입이 기술과잉, 기술침입, 기술 불확실성과 같은 스트레스 요인을 유발한다는 점에 주목하며, 기술 충격이 개인의 심리적 부담으

로 전이되는 경로를 설명한다. 테크노스트레스를 이론적 틀로 설정하는 여러 연구에서는 기술 충격이 주로 개인에게 새로운 직무 요구와 심리적 부담을 부과하며 이 과정에서 다양한 형태의 스트레스 요인이 발생하고 우울, 불안, 정서적 소진과 같은 부정적인 정신건강 결과가 발생하는 증거를 보고해왔다(Xu et al., 2023).

테크노스트레스는 특히 청년 근로자 집단에서 더 두드러지게 나타나는 것으로 알려져 있다. James 외(2023)는 고연령층에 비해 청년 세대가 기술이 개인의 삶을 침해한다고 인식하는 기술 침해(techno-invasion) 수준과 기술이 자신의 직업적 미래를 위협할 수 있다는 기술 불안정성(techno-insecurity) 인식 수준이 모두 더 높다고 보고하였다. 또한 기술 과부하(techno-overload)와 기술 복잡성(techno-complexity)이 정서적 소진과 밀접하게 관련되며, 이것이 우울과 불안 증상으로 이어질 수 있음을 밝혔다(Galvin et al., 2022; Vallone et al., 2023). 이는 비록 청년층이 기술 수용에 더욱 적극적임에도 불구하고 동시에 기술변화로 인한 심리적 부담에도 더 민감하게 반응한다고 이해할 수 있다.

최근 연구에서는 테크노스트레스가 AI 환경에서도 유사하게 작동하고 있음을 지적한다(Jin, Jiang, & Liao, 2024). 여기에는 AI 도입이 새로운 업무를 훈련해야 한다는 부담을 넘어, 자신의 직위가 대체될 수 있다는 인식을 유발한다는 점이 특징적인데, 이는 직무불안정성과 심리적 부담을 증가시키는 중요한 경로가 된다. 이와 관련하여, AI 기술로 인해 일자리를 잃을 수 있다는 불안감은 이전보다 더 많은 시간과 노력을 업무에 쏟아야 한다는 압박으로 이어지며, 개인의 심리적 자원을 고갈시킨다. 이는 일-가정 갈등과 재정 안정성 위협이라는 경로를 거쳐 심각한 정서적 고갈을 초래한다(Zheng & Zhang, 2025).

한편, 일부 연구는 AI 기술이 단순한 스트레스 요인으로만 작용하지 않을 수 있음을 지적한다. Chuang 외(2025)는 직무요구-자원 모형에 기반하여 AI 관련 기술 스트레스가 정서적 고갈을 유발하는 동시에, 생성형 AI는 사용 편의성과 학습 지원 기능을 통해 이러한 스트레스를 완화하는 직무 자원으로 작용할 수 있음을 보고하였다. 이는 AI 기술이 근로자의 정신건강에 미치는 영향이 단일한 방향이 아니라, 기술의 유형과 활용 방식에 따라 상이하게 나타날 수 있음을 시사한다.

그러나 이러한 테크노스트레스 중심의 접근은 몇 가지 한계가 있다. 기존 연구는 주로 기술 사용 과정에서 발생하는 과부하, 복잡성, 사생활 침해와 같은 현재 지향적 스트레스 요인에 초점을 두고 있으며, 기술변화가 개인의 미래 고용에 대한 인식에 미치는 영향은 충분히 설명하지 못하고 있다. 특히 생성형 AI와 같이 특정 직무를 대체할 수 있는 기술의 확산은 단순한 업무 부담을 넘어, 자신의 직위가 사라질 수 있다는 주관적 위협 인식으로 이어질 가능성이 있다.

최근 시차설계를 적용한 AI 연구가 일부 발표되었으나(Kim et al., 2024; Zhong et al., 2026), 이들의 초점은 조직행동에 두고 있어 우울과 같은 정신건강 결과로 확장되지는 못했다는 점에서 공백이 발견된다. 반대로 고용과 정신건강 연구에서는 패널 분석과 코로나19라는 외생적 사건 전후를 비교한 준실험적 접근으로 고용상태 변화의 우울 효과를 추정한 연구가 있으나(박세홍 외, 2009; 이수비, 2021) AI와 관련된 연구는 대체적으로 방법론적으로 외생적 변동을 활용하는 경우가 제한적이고 내생적 변수가 지닌 특징으로 인해 우울한 개인이 기술변화를 더 위협적으로 인식하는 역인과 가능성이나 동시적 교란을 충분히 통제하지 못한다는 한계를 지닌다.

따라서 AI 기술 충격이 근로자의 정신건강에 미치는 영향을 정밀하게 이해하기 위해서는 기술 사용에 따른 스트레스뿐 아니라 기술대체에 대한 주관적 위협 인지와 같은 미래 지향적 불확실성을 포함하는 분석틀이 필요하다. 본 연구는 이러한 문제의식을 바탕으로 ChatGPT 출시를 준실험적 사건으로 활용하여 AI 노출이 청년 근로자의 우울에 미치는 차별적 변화를 추정하고자 한다.

III. 연구 방법

1. 연구 대상 및 자료

본 분석은 국무조정실과 한국보건사회연구원이 시행한 2022년 제1차(정세정 외, 2022) 및 2024년 제2차(정세정 외, 2025) 청년 삶 실태조사를 활용하였다. 이 조사는 전국 만 19~34세 청년을 대상으로 확률표집에 기반하여 실시한 정부 승인 통계이며 2022년 14,966명, 2024년 15,098명을 각각 조사하였다. 양 시점 모두 PHQ-9 우울척도, 직무상실 인식, 한국표준산업분류 기반 산업코드, 인구사회학적 특성 등 본 연구에 필요한 핵심 변수를 동일 혹은 유사 문항으로 포함하고 있어, 시점 간 비교 가능성이 높다.

본 연구의 핵심 식별 전략은 ChatGPT 출시를 양 조사 사이에 발생한 자연실험적 사건으로 활용하는 것이다. 2022년 조사는 7~8월에 실시되어 같은 해 11월 30일 ChatGPT 출시 이전에 완료되었으므로 사전 시점이 처치에 의해 오염되지 않았다고 판단할 수 있다. 2024년 조사는 6~8월에 실시되어 ChatGPT 출시 후 약 19~21개월이 경과한 시점이다. 따라서 생성형 AI가 한국 사회에 미친 단기 및 중기 영향을 포착하기에 적절하다. 또한 두 시점 모두 여름철에 조사가 실시되어 계절적 변동의 영향도 최소화된다. 한편, 출시의 사회적 파급력을 사전에 예측하기 어려웠다는 점, 그리고 그 영향이 개별 근로자의 선택과 무관하게 산업별 차등적으로 나타났다는 점에서 준실험적 식별을 시도하기 위한 조건에 부합한다고 볼 수 있다. 다만 두 조사 시점 사이에 코로나19 종식, 금리 인상, 경기 둔화 등 AI 충격 외의 거시적 변화가 있었고 이러한 변화가 산업별로 이질적으로 작용했을 가능성은 남아 있으므로, 이러한 잠재적 위험 요소는 분석 설계와 산업별 분해 분석, V장 한계에서 다룬다.

처치집단은 정보통신업, 금융 및 보험업, 전문과학기술업 등 3개 산업이며, 통제집단은 공공행정업과 보건사회복지업 등 2개 산업으로 구성되어 있다. 각각은 II장에서 검토한 Felten 외(2021)의 AI 직업 노출도 지수, 그리고 이를 한국 산업에 적용한 한진수와 오삼일(2025)의 연구를 종합 검토하여 선정하였다. 처치집단의 정보통신은 코딩, 데이터 분석, 정보 처리 등의 직무로 대표되며, 금융보험은 알고리즘 트레이딩, 심사 자동화, 정보 평가 등이며, 전문과학기술은 컨설팅, 법률, 회계 등 분석 중심 직무를 포함한다. 통제집단인 공공행정은 법령과 표준 절차를 기반으로 한 직무 중심이고, 보건복지는 대면 돌봄과 임상 판단 등 인간 상호작용이 중심인 직무로 구성된다. 한편, 한국표준산업분류 17개 중 나머지 12개 산업¹⁾은 블루칼라 직무구조 비중이 높은 산업, 산업 내 이질성으로 인해 AI 노출도가 처치집단과 통제집단 어느 한 쪽에 명확히 분류되기 어려운 산업, 표본 규모가 과소한 산업 등의 특성으로 인해 분석 표본에 포함하지 않았다.

최종 분석 표본은 2022년에 처치집단 1,388명과 통제집단 2,126명, 2024년에 처치집단 1,592명과 통제집단 2,011명으로 총 7,117명이다. 본 연구는 개인을 식별할 수 없는 공공 2차 자료를 활용하므로 생명윤리위원회 심의면제 대상이다. 구체적인 연구 모형은 [그림 1]과 같다.

2. 연구변수

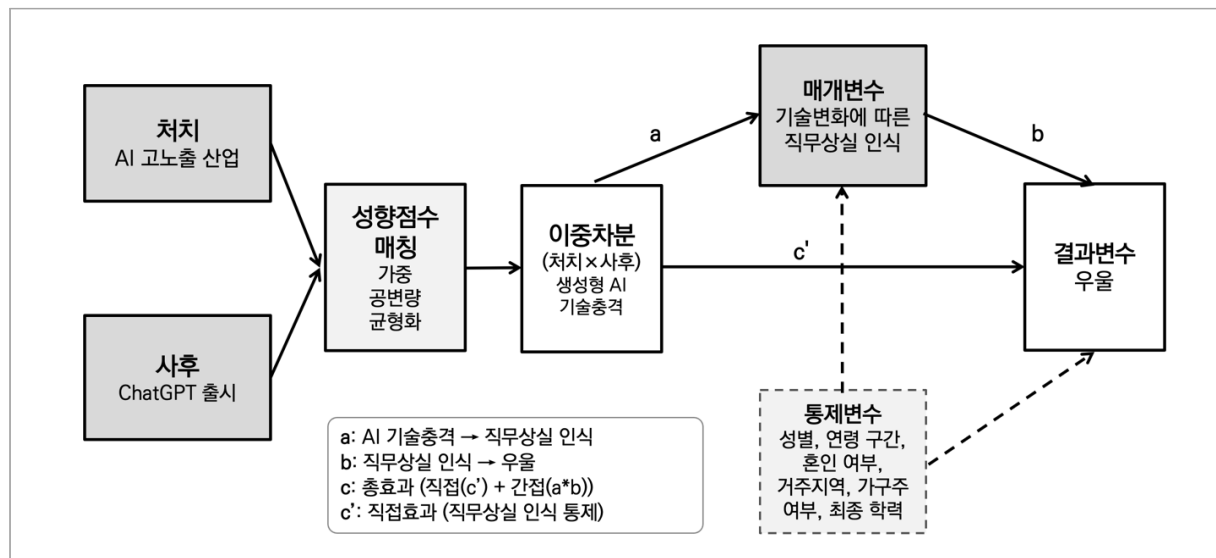
가. 결과변수: 우울

우울은 Patient Health Questionnaire-9(PHQ-9)로 측정하였다. 이는 지난 2주간 우울 증상을 측정하는 9개

1) 산업코드 기준 제외 대상은 다음과 같다. 1 농업·임업 및 어업, 2 광업, 3 제조업, 4 전기·가스·증기 및 공기조절공급업, 5 수도·하수 및 폐기물처리·원료재생업, 6 건설업, 7 도매 및 소매업, 8 운수 및 창고업, 9 숙박 및 음식점업, 12 부동산업, 14 사업시설관리·사업지원 및 임대서비스업, 16 교육서비스업

문항의 합산 점수이며 0~27점 범위이다. PHQ-9은 DSM-IV의 주요우울장애 진단기준에 기반한 자기보고식 표준 척도로(Kroenke et al., 2001) 한국어판의 신뢰도와 타당도가 검증된 바 있다(박승진 외, 2010). 동일한 청년 삶 실태조사 데이터를 활용한 선행 연구에서도 PHQ-9의 내적 일관성이 보고되었으며(이은정 외, 2024; 양연재, 송인한, 2025), 본 연구의 표본 역시 PHQ-9의 Cronbach's α 가 2022년 0.861, 2024년 0.902로 높은 내적 일관성을 보였다. 원자료에서는 우울 증상을 '전혀 없음(1)', '여러 날 동안(2)', '일주일 이상(3)', '거의 매일(4)'의 4점 척도로 측정하였으며, 본 연구는 분석 시 각각을 0~3점으로 변환한 뒤 합산하였다.

그림 1. 연구모형



나. 매개변수: 기술변화에 따른 직무상실 인식

"내가 하는 일은 가까운 미래에 기술변화로 사라지게 될 일이다"에 대한 동의 정도를 '매우 그렇다(1)'에서 '전혀 그렇지 않다(5)'의 5점 리커트 척도로 측정한 문항을 사용하였다. 원점수를 역코딩하였으며, 점수가 높을수록 기술변화로 인한 직무상실 가능성을 더 크게 인식함을 의미한다. 다만 단일 문항의 자기보고식 변수이며 종속 변수와 동일 시점에 측정되어 시점 간 선후관계 식별이 어렵다는 점에서, 분석 결과는 탐색적으로 해석한다.

다. 처치변수 및 통제변수

처치변수는 AI 고노출 산업 종사 여부이며, 시점 더미로는 ChatGPT 출시 전후를 활용하였다. 이중차분 추정량은 처치×사후 상호작용항 계수이다.

통제변수는 사회인구학적 변수인 성별, 연령, 혼인상태, 수도권 거주 여부, 가구주 여부, 최종학력 등 6개로 설정하였다. 이 변수들은 두 시점 사이에 처치(AI 고노출 산업 종사) 때문에 변화가 있었다고 보기 어려우므로 통제변수로 적합하다. 변수 정의는 <표 1>과 같다.

3. 분석 방법

본 분석은 성향점수 가중 이중차분법(PSW-DID)을 적용하였다. 본 연구 자료는 동일 개인을 추적하는 패널이 아닌 반복횡단면이지만, 조건부 평행추세 가정하에 성향점수 가중치로 집단 간 공변량 분포를 균형화하면 이중차분 추정량으로 처치집단 평균 처치효과(Average Treatment effect on the Treated, 이하 ATT)를 도출할 수 있다(Abadie, 2005; Stuart et al., 2014). 사전 추세 가정은 직접 검증이 어려우므로 대안적으로 시점 간 공변량 분포 변화를 비교하여 위배 가능성을 점검하고, 강건성 검증을 통해 보조적인 근거를 제시하였다. 다만 시점 간 표본 구성이 달라질 수 있으므로, 성향점수는 각 시점 내에서 추정하여 처치집단과 통제집단 간 균형을 확보하였다.

표 1. 변수 정의

구분	변수	정의
결과	우울(PHQ-9)	0~27점(9개 문항 합산 결과, 높을수록 우울감 증가)
매개	직무상실 인식	1~5(역코딩, 높을수록 기술대체에 따른 직무상실 위험을 크게 인지)
처치	처치(Treat)	AI 고노출 산업 = 1, AI 저노출 산업 = 0
시점	사후(Post)	ChatGPT 출시 이후 = 1, ChatGPT 출시 이전 = 0
통제	성별	여성 = 1, 남성 = 0
	연령 구간	19~24세 = 1, 25~29세 = 2, 30~34세 = 3
	혼인 여부	기혼 = 1, 그 외 = 0
	거주지역	수도권(서울, 인천, 경기) = 1, 그 외 = 0
	가구주 여부	가구주 = 1, 가구원 = 0
	최종 학력	중학교 이하 = 1, 고등학교 = 2, 전문대 = 3, 대학 = 4, 대학원 = 5

단, 자료는 동일 개인을 추적하지 않으므로 차분으로 제거되는 것은 개인 단위가 아닌 산업 수준에서 발견되는 시불변 특성의 수준 차이이다. 개인 특성이 끼치는 영향은 산업별 표본 구성이 시점 간 안정적이라는 가정 하에서 집단 평균에 흡수되며, 이 가정의 충족 여부는 <표 2> 패널 B의 시점 간 구성 변화 점검을 통해 간접적인 검토가 가능하다. 또한 처치집단과 통제집단에 공통으로 작용한 코로나19 종식이나 금리 인상과 같은 일반적인 거시적 시간 변화는 사후 시점 터미에 흡수되어 제거되므로 남은 주요 위험은 고노출 산업에만 차별적으로 작용한 산업 특정적 충격 및 표본의 구성 변화이다. 성향점수 가중은 관측 공변량을 기준으로 비교가능성을 높이는 방법이며, 비관측 이질성을 직접 제거하지는 못한다.

성향점수는 성별, 연령, 혼인상태, 수도권 거주 여부, 가구주 여부, 최종학력의 6개 통제변수를 공변량으로 한 로짓 모형을 기반으로 산출하였다. 극단적 성향점수가 가중치를 불안정하게 만들 수 있다는 점을 고려하여 Crump 외(2009)가 제안한 [0.1, 0.9] 구간을 적용하였으나, 실제 점수는 모두 구간 내에 분포하여 탈락 케이스는 없었다. 처치집단의 공변량 분포에 통제집단을 맞추기 위해 가중치로 처치집단 1, 통제집단 $P(D=1|X)/(1-P(D=1|X))$ 를 부여하였다(Abadie, 2005; Hirano et al., 2003).

원자료가 확률표집 설계에 기반한 조사 결과인 점을 감안하여 모집단 수준의 처치효과를 추정하기 위해서는 성향점수 가중치에 조사설계 가중치를 곱해야 한다(Ridgeway et al., 2015). 결합 가중치는 각 집단-시점에서 평균 1이 되도록 정규화하였다. 공변량 균형은 표준화 평균차(SMD)로 판정하되 0.10 미만을 기준으로 삼았다(Austin, 2009).

추정 모형은 아래 식 (1)과 같다.

$$Y = \alpha + \beta_1 \cdot \text{Treat} + \beta_2 \cdot \text{Post} + \delta \cdot (\text{Treat} \times \text{Post}) + \gamma \cdot X + \varepsilon \quad \text{식 (1)}$$

여기서 Y 는 결과변수, Treat 는 처치 여부(AI 고노출 산업 종사=1), Post 는 시점 더미(2024년=1), X 는 통제변수 벡터, γ 는 통제변수의 회귀계수 벡터, ε 는 오차항이다. δ 는 이중차분 추정량이며, 이분산 강건 표준오차(HC1)를 사용하였다. 다만 처치가 산업 수준에서 정의된 반면 분석 단위는 개인이라는 점에서 개인 수준 오차는 처치 배정수준의 상관구조를 충분히 반영하지 못할 가능성이 있다. 특히 본 연구의 산업 수가 5개로 제한되어 산업 클러스터 표준오차 역시 안정적으로 추정되기 어렵다는 점에 유의할 필요가 있다.

직무상실 인식의 탐색적 매개경로는 회귀 기반 단계적 접근에 따라 점검하였으며, 추정치의 유의성은 5,000회 반복의 95% 신뢰구간과 편향수정 95% 신뢰구간으로 검토하였다(Hayes, 2018; Preacher & Hayes, 2008). 아울러 성별 분석을 실시하여 집단 간 차이를 z 검정으로 확인하였다.

강건성 점검은 다음과 같이 구성되었다. 첫째, AI와 직접적 연관이 없는 건강행동 변수인 흡연과 음주빈도에 대한 위약검정을 수행하였다. 둘째, 삶의 만족도, 소진, 주관적 건강을 추가 결과변수로 투입하여 분석하였다. 셋째, 처치 산업 세 개를 각각 통제집단과 비교하는 산업별 분해 분석을 수행하고, 통제집단 구성에 따른 결과 민감도 역시 확인하였다.

본 연구의 일차 결과변수는 우울이며, 삶의 만족도, 소진, 주관적 건강은 주 결과의 보조적 강건성을 점검하기 위한 이차 결과변수이다.

모든 분석은 Python 3.12.13 환경에서 statsmodels 0.14.6 라이브러리를 사용하여 수행하였다.

IV. 연구 결과

1. 기초통계

분석 표본 7,117명의 기초통계량은 <표 2>의 패널 A와 같다. 가중평균 기준 결과변수인 PHQ-9 우울점수는 처치집단에서 2022년 2.90점에서 2024년 3.31점으로 0.41점 증가한 반면, 통제집단에서는 3.51점에서 2.98점으로 0.53점 감소하여 집단 간 변화 방향이 상이하였다. 직무상실 인식 역시 처치집단에서 2.18점에서 2.52점으로 0.34점 상승한 반면, 통제집단에서는 2.21점에서 2.25점으로 실질적 변화가 관찰되지 않았다.

처치집단과 통제집단은 원자료 기준 여성 비율과 수도권 거주 비율에서 차이를 보였다(비가중 SMD 각각 0.32~0.42, 0.36~0.37). 그러나 결합가중치(성향점수×조사가중치) 적용 후에는 6개 공변량 모두 가중 SMD가 관행적 기준 0.10(Austin, 2009) 미만으로 축소되어 공변량의 균형이 개선되었다(표 2 패널 B). 공변량 분포의 시점 간 변화를 집단별로 비교한 결과, 모든 집단에서 차이 폭이 0.05 이내였다. 이는 집단 간 인구사회학적 구성이 두 시점 사이에 집단 간 유사하게 유지되었음을 보여주는 보조적 점검이다.

표 2. 기초통계량 및 공변량 균형

패널 A. 기초통계량(가중평균)

변수	처치집단		통제집단	
	2022	2024	2022	2024
전체(N)	1,388	1,592	2,126	2,011
우울(PHQ-9)	2.90(3.83)	3.31(4.66)	3.51(3.80)	2.98(4.57)
직무상실 인식	2.18(1.12)	2.52(1.08)	2.21(1.03)	2.25(1.06)
성별(여성)	43.8%	41.7%	45.0%	44.3%
연령 구간	2.27(.72)	2.31(.71)	2.28(.76)	2.32(.73)
혼인 여부(기혼)	20.8%	21.1%	18.6%	22.9%
거주지역(수도권)	63.9%	65.4%	62.9%	65.4%
가구주 여부(가구주)	48.2%	57.4%	46.5%	58.0%
학력	3.74(.76)	3.71(.78)	3.75(.65)	3.78(.70)

패널 B. 가중 전후 공변량 균형(SMD) 및 시점 간 구성 안정성 점검

공변량	2022		2024		△처치	△통제	차이
	비가중SMD	가중SMD	비가중SMD	가중SMD			
성별(여성)	.319	.025	.415	.052	-.024	.023	-.048
연령 구간	.098	.014	.070	.012	.134	.156	-.022
혼인 여부(기혼)	.007	.065	.031	.050	.031	.040	-.009
거주지역(수도권)	.370	.022	.360	.001	-.018	-.013	-.006
가구주 여부(가구주)	.087	.034	.155	.013	.032	-.001	.033
학력	.003	.011	.017	.090	-.049	-.059	.011

주: 패널 A의 연속형 및 순서형 변수는 가중평균(비가중 표준편차), 이진변수는 가중비율(%)임. 패널 B의 비가중 SMD는 원자료 기반이고, 가중 SMD는 성향점수×조사가중치 적용 후 값이며, 모든 가중 SMD가 관행적 기준(0.10) 미만으로 균형 확보 △=2024년-2022년 비가중 평균 차이.

2. AI 고노출 산업 청년의 우울 변화

〈표 3〉에 따르면 AI 고노출 산업 종사 청년 근로자의 PHQ-9 우울점수는 저노출 산업 대비 통계적으로 유의하게 상승하였고($\beta=.919$, $p<.01$), 직무상실 인식 역시 처치집단에서 유의하게 증가하였다($\beta=.305$, $p<.001$).

처치집단의 사전 기저 우울이 통제집단보다 낮은 상황에서 차별적 악화가 나타났다는 점은 주목할 만하다. 사전 처치집단의 기저 우울이 낮은 것은 고학력 및 고소득 근로자가 집중된 처치집단 산업의 특성상 사회경제적 안전장치가 충분히 마련되어 있기 때문으로 해석할 수 있다. 이러한 환경을 고려할 때 사후 시점에 저노출 산업 대비 고노출 산업에서 우울이 통계적으로 유의한 수준으로 높아진 변화는 AI 기술 충격의 영향일 가능성을 시사한다. 이는 기존 횡단면 연구가 보고한 AI 노출과 정신건강 간 연관성과 맥락을 같이한다. 다만, 이중차분 추정치는 처치집단의 절대적 변화가 아니라 통제집단 대비 상대적 변화량을 나타낸다.

하지만 양 집단의 우울 평균이 변화 전후 모두 최소 우울 범주(0~4점)에 속한다는 점에서, 관찰된 변화를 임상적 수준의 우울로 해석할 수는 없다. 다만 인구 수준에서 평균이 이동했다는 사실은 정책 차원에서는 무시하기 어려운 변화이다.

추정치 $\beta=.919$ 는 우울점수 표준편차의 약 0.22배로(표준화 효과크기 $d\approx 0.22$), Cohen(1988)의 관행적 기준으로는 작은 효과라 분류되지만, 효과 크기의 실질적 의미는 설계와 분야 맥락에 비추어 평가되어야 한다(Funder & Ozer, 2019). 동일한 청년 삶 실태조사와 PHQ-9 척도를 사용한 선행연구에서 실업, 수도권거주, 고용 형태

등의 단일 위험요인은 각각 우울을 0.62점, 0.68점, 0.71점 높였는데(양연재, 송인한, 2025; 이은정 외, 2024), 본 연구의 준실험적 추정치 0.92는 횡단면 회귀 추정치가 아니므로 추정 방식은 오히려 상대적으로 보수적이지만 더 큰 값을 도출했다는 점에서 동일 척도와 청년 인구집단을 기준으로 본 연구의 효과 크기가 실질적으로 작지 않음을 보여준다. 더구나 본 연구의 처치가 산업 단위로 부여되었기 때문에 산업 내 실제 AI 노출 이질성으로 평균효과가 희석되었을 가능성이 높다. 아울러 인구집단 수준에서 분포 전체의 평균 이동은 고위험군 비율의 변화로 이어질 수 있다는 점에서(Rose, 1992) 개인 차원에서는 작은 효과라도 공중보건적 차원에서는 주의를 기울일 필요가 있는 의미 있는 수치로 판단된다.

표 3. 성향점수 가중 이중차분 추정 결과

(N=7,117)

변수	추정계수(Coefficient)	표준오차(Standard Error)
처치×사후	.919**	.288
처치(AI 고노출)	-.591**	.190
사후(2024년)	-.529*	.217
성별(여성)	1.108***	.151
연령 구간	.342**	.121
혼인 여부(기혼)	-.372	.209
거주지역(수도권)	.199	.130
가구주 여부(가구주)	.148	.158
학력	-.511***	.114

주: R²=.028. 종속변수는 PHQ-9 우울점수. 성향점수×조사 결합가중 이중차분 회귀, 이분산 강건 표준오차(HC1).

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

3. 탐색적 매개분석 및 하위집단 분석

직무상실 인식에 대한 탐색적 매개효과 분석 결과는 <표 4>의 패널 A와 같다. 이중차분 추정량이 매개변수에 미치는 효과는 유의하였고(a경로: $\beta=.305$, $p<.001$), 매개변수가 우울에 미치는 효과 역시 유의한 것으로 나타났다(b경로: $\beta=.671$, $p<.001$). 이 과정에서 직접효과는 .919에서 .714로 감소하였다. 간접효과($\alpha\beta=.205$)도 유의하게 나타나 총 우울 효과의 약 22%가 직무상실 인식을 경유하는 간접경로에 해당한다. 본 절에서 간접효과는 인과적 매개효과가 아니라 변수 간 연관의 통계적 분해로 해석되어야 한다. 매개변수와 결과변수가 동일 시점에 측정되었고, 이중차분 환경에서 매개효과를 인과적으로 식별하는 데 요구되는 순차적 무시가능성 등의 가정이 충족됨을 보장할 수 없기 때문이다.

성별 하위집단 분석 결과는 <표 4>의 패널 B와 같다. 우울에 대한 이중차분 효과는 여성에서 통계적으로 유의하게 나타난 반면($\beta=1.508$, $p<.001$), 남성에서는 비유의하였다($\beta=.456$, $p=.258$). 다만 두 집단 간 효과 차이 자체는 통계적으로 유의하지 않았다($\Delta\beta=1.051$, $z=1.834$, $p=.067$). 따라서 효과가 여성에 집중되는 경향이 관찰되나 성별 조절효과를 단정하기는 어렵다. 직무상실 인식에서는 남성($\beta=.324$, $p<.01$)과 여성($\beta=.295$, $p<.01$) 모두 유의하게 증가하였고, 성별 간 차이는 비유의하였다($\Delta\beta=-.029$, $z=-.191$, $p=.849$).

표 4. 탐색적 매개분석 및 성별 하위집단 분석

패널 A. 탐색적 매개분석				
경로		계수	표준오차(Standard Error)	95% CI
a: 처치×사후 → 직무상실 인식		.305***	.080	
b: 직무상실 인식 → 우울		.671***	.078	
c: 처치×사후 → 우울 (총효과)		.919**	.288	
c': 직무상실 인식 통제 후 처치×사후 → 우울 (직접효과)		.714*	.282	
axb: 간접효과		.205***	.059	[.102, .337]
패널 B. 성별 하위집단 분석				
결과변수	집단	표본 수	추정계수 (Coefficient)	표준오차(Standard Error)
우울	남성	2,947	.456	.404
	여성	4,170	1.508***	.407
	차이		1.051	.573
직무상실 인식	남성	2,947	.324**	.121
	여성	4,170	.295**	.096
	차이		-.029	.154

주: 패널 A의 간접효과 95% CI는 편향수정 부트스트랩(5,000회) 결과이며, 매개비율은 22.3%이다.

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

4. 강건성 검증

결과의 강건성을 확인하기 위한 검증 결과는 <표 5>와 같다. 위약검정에서 두 가지 건강행동 변수인 흡연(현재 흡연 여부), 음주빈도는 유의하지 않았다. 이는 AI 충격 이후 발생한 청년 우울 악화가 건강 생활 습관 변화에서 비롯된 것이 아님을 뒷받침한다.

다음으로 이차 결과변수인 삶의 만족도, 소진, 주관적 건강의 결과를 살펴보았다. 그 결과, 우울과 유사하게 처치집단의 삶의 만족도가 유의하게 감소하였고($\beta = -.294$, $p < .05$), 소진 확률은 10.1%p 유의하게 증가하였다($\beta = .101$, $p < .01$). 주관적 건강 역시 처치집단에서 유의한 악화가 확인되었다($\beta = .141$, $p < .01$). 결과를 종합하면 AI 충격의 영향은 우울에 한정되지 않고 건강 인식 전반에 부정적으로 작용하며, 관찰된 우울 악화는 AI 기술 충격에 따른 광범위한 주관적 안녕 저하의 일부로 해석할 수 있다.

처치 산업별 분해 분석 결과, PHQ-9 효과 크기는 금융보험($\beta = 1.307$, $p < .05$), 전문과학기술($\beta = 1.105$, $p < .01$), 정보통신($\beta = .764$, $p = .085$) 순이었다. 세 산업 모두 양의 방향으로 추정되었다는 점에서, 분석 결과가 특정 산업에 국한된 거시경제 충격에 기인할 가능성은 낮다. 한편, 정보통신의 효과 크기가 상대적으로 작은 점에 대해서는, 해당 산업 종사자가 AI를 직무 위협으로만 인식하기보다 직무자원으로 적극 활용할 가능성이 높은 집단이라는 점에서 처치 효과가 부분적으로 상쇄되었을 가능성도 있다(Chuang et al., 2025). 다만 이러한 가설은 본 분석의 범위를 벗어나 향후 검증이 필요하다.

통제집단 민감도 분석에서는 보건복지만을 통제로 사용한 경우($\beta = .696$, $p < .05$)와 공공행정만을 사용한 경우($\beta = 1.032$, $p < .01$) 모두 효과의 방향과 유의성이 유지되었다. 통제집단 구성 변화에도 결과가 안정적이라는 사실은 통제집단 선정 민감도가 높지 않다는 증거이다.

표 5. 강건성 검증 결과

검증	변수	추정계수 (Coefficient)	표준오차 (Standard Error)
위약검정	흡연	.026	.028
	음주빈도	.090	.094
추가 결과변수	삶의 만족도	-.294*	.125
	소진	.101**	.032
	주관적 건강	.141**	.054
산업별 분해	정보통신	.764	.441
	금융보험	1.307*	.530
	전문과학기술	1.105**	.343
통제집단 민감도	보건복지	.696*	.349
	공공행정	1.032**	.387

주: 모든 분석은 성향점수×조사 결합가중 이중차분 회귀이며, 이분산 강건 표준오차(HC1)를 사용하였다. 흡연은 이진변수이며, 음주빈도는 1~6점이다. 소진은 이진변수이며 선형확률모형에 기반한 보조적 분석이다.

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

V. 결론

본 연구는 ChatGPT 출시라는 외생적 사건과 산업 수준의 AI 노출 격차를 활용하여 AI 기술 확산이 청년 근로자의 정신건강에 미치는 영향에 대한 준실험적 증거를 제시하였다. 성향점수 가중 이중차분 분석 결과, AI 고노출 산업 청년 근로자의 우울은 저노출 산업 대비 유의하게 악화되었고($\beta=.919$, $p<.01$), 직무상실 인식을 경유하는 간접 경로는 우울 악화의 약 22%와 연관되었다. 삶의 만족도, 소진, 주관적 건강에서도 일관된 방향의 변화가 나타나, 정신건강 영향이 우울에 한정되지 않음을 확인하였다. 위약검정에서 흡연과 음주 모두 유의하지 않아, 관찰된 변화는 일반적 생활습관과 무관한 AI 기술 충격의 영향으로 해석된다.

본 연구의 함의는 다음과 같다. 첫째, 이론적 측면에서 본 연구는 JD-R 모형의 적용 범위를 생성형 AI라는 새로운 기술 충격으로 확장하였다. AI 기술이 근로자의 직무상실 인식을 통해 정신건강에 영향을 미칠 수 있다는 점은 ChatGPT 출시 이전부터 일부 횡단면 연구에서 보고되어 왔으나(박지영, 정예슬, 2020), 당시 연구는 AI에 대한 평가가 추상적 차원에 머물던 시기의 인식 구조를 포착한 것이라는 한계가 있었다. 본 연구는 ChatGPT 출시라는 실제 외생적 사건 이후 직무상실 인식 경로가 산업 단위에서 다르게 나타나는 양상을 실증하였다. 또한 이 과정에서 직무상실 인식이 간접 경로로 관찰된다는 점에서 직무요구가 정신건강에 영향을 미치는 인지적 기제가 될 수 있다는 근거를 제시하였다.

둘째, 방법론적 측면에서 본 연구는 AI 노출과 정신건강의 관계를 준실험적으로 식별한 초기 연구이다. 양연재와 송인한(2025)을 비롯한 청년 삶 실태조사 기반 정신건강 연구가 청년 우울의 인구사회학적 예측요인을 주로 다루었던 반면, 본 연구는 AI 노출도라는 산업 수준의 외생적 처치변수를 핵심적 식별전략으로 활용하였다. 노세리 외(2025)가 AI를 업무에 사용한 직장인의 실직 우려 양상을 기술적으로 보고하는 데 그쳤다면, 본 연구는 직무상실 인식을 성향점수 가중 이중차분 설계로 검증하였다는 점에서 정책 근거로서의 가치를 확보한다.

셋째, 실천적 측면에서 본 연구는 고용 여부만으로 청년의 심리적 위험을 평가하는 기존 청년 정책의 한계를 보여준다. 본 연구의 우울 악화는 구직 과정이나 실직이 아닌 재직 상태에서 발생하였다. 직무상실 인식이라는 주관적 위험만으로 심리적 고통이 심화될 수 있다는 본 연구의 결과는 취업 여부 중심의 청년 지원 체계가 포착하

지 못하는 새로운 위험 차원이 존재함을 보여주었다. 이는 기업 차원에서도 AI 도입 과정에서 근로자의 심리적 부담을 함께 관리하는 개입이 필요함을 의미한다.

이 결과가 제기하는 정책적 과제는 특정 산업에 한정된 위험을 경고하는 데 그치지 않는다. AI 기술이 모든 산업으로 확산되는 현 국면에서, 현재의 고노출 산업이 향후 전체 노동시장으로 확장될 가능성이 있기 때문이다. 특히 기저 정신건강이 양호한 집단에서도 차별적 악화가 확인되었다는 점은, 향후 AI 노출도가 증가하는 산업에서 정신건강에 대한 부정적 영향이 더 광범위하게 발생할 가능성을 시사한다.

현행 국내 청년 정신건강 지원 체계는 주로 실업, 사회적 고립, 경제적 빈곤이라는 객관적 위험 요인을 중심으로 구성되어 있다. 본 연구의 결과는 재직 청년의 직무상실 인식이라는 주관적 영역이 AI 시대의 신규 위험 요인으로 작용할 수 있음을 보여준다. 우울뿐 아니라 주관적 건강, 삶의 만족도, 소진 등 개인의 주관적 안녕과 연관된 지표들이 ChatGPT 공개 이후 AI 고노출 산업을 중심으로 일관되게 부정적으로 변화하였다는 점은 정책적으로 시사하는 바가 크다. 첫째, 보건정책 차원에서 AI 고노출 산업에 재직하는 청년을 포괄하는 선제적 정신건강 스크리닝과 조기 개입 체계가 필요하다. 둘째, 노동 및 기술정책 차원에서 AI 시대에 부합하는 새로운 관점의 정책이 필요하다. 기존 노동 및 기술정책은 인재 양성과 산업 전환에 집중되어 왔고, 보건정책은 이와 별개로 객관적 위험 집단에 한정되어 추진되는 경향이 있었다. 본 연구의 결과는 AI 시대의 청년 정신건강이라는 정책 문제의 해결을 위해서 이러한 분절적 정책 구조를 넘어 통합적 접근이 필요하다는 새로운 패러다임을 제시한다. 셋째, 조직 및 기업 차원에서 직무자원을 새롭게 정의하고 보충하고자 하는 노력이 함께 이루어져야 한다. 구체적인 직무자원으로는 AI 역량 강화를 위한 재교육, 업무 내 AI 도구 보급, AI 기반 업무 재설계 지원, AI 활용에 대한 자율성 보장, 정서적 지지 등을 들 수 있다. 넷째, 측정 및 통계 차원에서 직무상실 인식과 같은 주관적 위험 지표를 정례적으로 조사에 반영할 필요가 있다.

이상의 기여와 동시에 아래와 같은 점에서 본 연구는 후속 연구를 통한 보완이 필요하다. 첫째, 반복횟단면 설계이므로 식별 제약이 있다. 동일 개인을 추적하지 않으므로 평행추세 가정을 직접 검증하기 어렵고, 개인 고정효과 통제 불가로 비관측 개인 특성의 영향이나 산업별 표본 구성이 집단 간 차별적으로 변화했을 가능성이 있다. 아울러 추정치에 특정 집단에만 작용한 거시 충격이 일부 반영되었을 수도 있다. 이러한 제약은 다시점 사건연구 설계로의 확장이나 패널 자료 활용, 산업별 경기 지표 추가 통제 및 세분화된 매칭 분석 등을 통해 보완해 나갈 수 있다. 둘째, AI 노출도를 산업 단위로 측정하였다. 이는 개인의 직업 선택에 내재한 내생성 문제를 완화하는 장점이 있지만, 산업 내 직업 이질성으로 추정량이 희석될 가능성이 있다. 직업 수준의 AI 노출 지표를 적용한 후속 분석이 이루어진다면 이 부분을 해소할 수 있다. 셋째, 직무상실 인식이라는 간접경로의 유의성을 확인하였으나, 매개변수는 단일 문항으로 측정되었으며 종속변수와 동일 시점에 측정되어 시점 간 선후관계 식별이 어렵다는 한계가 있다. 다문항 척도와 종단 설계로 이 경로를 인과적으로 검증하고, 직무상실 인식의 성격에 따른 개입 전략을 설계하는 작업이 과제로 남아 있다. 넷째, 본 연구는 AI로 인한 직무요구 증가에 대응하기 위한 직무자원을 직접 측정하거나 통제하지 않았다. 따라서 본 연구의 추정치는 자원 측면의 산업 간 차이가 통제되지 않은 효과를 포함한다. 향후 AI 관련 직무자원을 측정한 자료가 보완되면, 자원의 완충 효과도 검증할 수 있을 것이다.

본 연구는 생성형 AI 확산이 재직 근로자의 우울에 미치는 이질적 영향을 준실험적으로 검증한 초기 시도이며, 고용 여부만으로 청년의 정신건강 위험을 가늠하는 기존 접근의 한계를 보여준다. 향후 청년 정책에서 AI로 인한 정신건강 악화와 직무상실 인식이라는 새로운 위험 차원이 정책 의제의 사각지대에 머무르지 않도록, 학술적 및 정책적 측면의 관심을 기대한다.

이시온은 서울대학교 정책학 박사과정을 수료했으며, KOICA(한국국제협력단) 동반성장팀 과장으로 재직 중이다. 기술 변화가 국내외 경제사회에 미치는 영향 및 관련 정책 개입에 관심을 갖고, 청년 및 미래세대 대상 정책과 국제개발협력 영역에서 연구를 수행하고 있다.

(E-mail: sionlee@snu.ac.kr)

손슬기는 서울대학교 보건대학원에서 보건학 박사학위를 받았으며, 서울대학교 보건환경연구소에서 객원연구원으로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 전산사회과학, 자연어처리, 건강주의, 디지털헬스, 국제보건이며, 관련 연구를 수행하고 있다.

(E-mail: estherish@snu.ac.kr)

참고문헌

- 건강보험심사평가원. (2022. 6. 24.). 최근 5년(2017~2021년) 우울증과 불안장애 진료현황 분석 [보도자료]. 2026. 4. 5. 검색, <https://www.hira.or.kr/bbsDummy.do?pgmid=HIRAA020041000100&brdScnBltno=4&brdBltno=10627&pageIndex=1&pageIndex2=1>
- 고용노동부. (2025. 12. 11.). 2026년 고용노동부 업무보고 [보도자료]. https://www.moel.go.kr/news/enews/report/enewsView.do?news_seq=18725
- 국가인공지능전략위원회. (2026. 2. 25.). 대한민국 인공지능 행동계획.
- 김지원. (2025). 청년 근로자의 위험한 근로환경과 우울 수준 간 관계에서 임의적 약물 사용 경험의 조절효과. *사회과학연구*, 36(1), 47-68.
- 남재욱. (2021). 청년의 노동시장 진입 이후 이행과정의 불평등 연구. *한국사회정책*, 28(1), 133-160.
- 노세리, 권현지, 김란우, 박은연, 이환웅, 전준, 노가빈. (2025). AI와 노동의 공존: 생산성 향상과 불평등 개선 가능성을 중심으로. *한국노동연구원*.
- 박세홍, 김창엽, 신영전. (2009). 고용상태 변화가 정신건강에 미치는 영향: 한국복지패널을 이용한 우울감을 중심으로. *상황과복지*, 27, 79-120.
- 박승진, 최해라, 최지혜, 김진우, 홍진표. (2010). 한국어판 우울증 선별도구(Patient Health Questionnaire-9, PHQ-9)의 신뢰도와 타당도. *대한불안학회지*, 6(2), 119-124.
- 박지영, 정예슬. (2020). 인공지능의 유능함에 대한 인식이 직장인의 직무불안정성과 냉소주의에 미치는 영향: 직무자율성의 조절된 매개효과. *한국심리학회지: 산업 및 조직*, 33(2), 145-172.
- 변금선, 이해원. (2018). 고용불안정이 정신건강에 미치는 영향: 고용상태 변화 유형과 우울의 인과관계 추정. *보건사회연구*, 38(3), 129-160.
- 보건복지부. (2024. 10. 17.). 청년층 정신건강검진 확대: 2024년 제3차 국가건강검진위원회 개최 결과 [보도자료]. 2026. 3. 2. 검색, https://www.mohw.go.kr/board.es?mid=a10503010100&bid=0027&act=view&list_no=1483375&tag=&rnPage=1
- 송이은, 김진영. (2012). 고용지위와 우울의 관계: 소득과 사회심리적 자원의 매개효과를 중심으로. *보건사회연구*, 32(1), 228-259.
- 양연재, 송인한. (2025). 1인 가구 청년 임금근로자의 고용 형태가 우울에 미치는 영향: 주거 불안정의 조절효과 분석. *보건사회연구*, 45(1), 98-121.
- 양정연, 이준협. (2021). 반복되는 고용불안 발생 패턴과 정신건강의 관계 연구. *보건과 사회과학*, 58, 151-176.
- 유정원, 송인한. (2016). 임금근로자의 고용의 질이 우울에 미치는 영향: 인지된 경제수준의 매개효과 분석. *정신보건과 사회사업*, 44(1), 106-133.
- 이수비. (2021). 코로나19 전후 고용상태 변화가 우울 변화에 미치는 영향: 연령의 조절효과. *인문사회21*, 12(3), 1213-1225.
- 이은정, 이은영, 김혜진. (2024). 청년 가구의 주거불안정의 유형과 우울에 관한 연구. *보건사회연구*, 44(4), 443-468.
- 전지훈, 동학림. (2025). 디지털 직무요구 및 직무자원이 금융권 종사자의 이직의도에 미치는 영향: 번아웃과 직무열의의 이중매개효과. *벤처혁신연구*, 8(2), 113-132.
- 정세정, 류진아, 강예은, 김성아, 함선유, 김동진, 임덕영, 신영규, 김문길, 이해정, 김기태, 김태완, 이원진. (2022). 2022년 청년 삶 실태조사. 국무조정실, 한국보건사회연구원
- 정세정, 고혜진, 김기태, 김동진, 김성아, 오옥찬, 이아영, 이해정, 임덕영, 신영규, 하은솔, 한겨레, 김근혜. (2025). 2024년 청년 삶 실태조사. 국무조정실, 한국보건사회연구원
- 최옥희. (2026). 서비스로봇에 대한 지각된 의인화와 고객도움행동의 관계: STARA 인식과 자아효능감의 순차적 매개효과. *마케팅논집*, 34(1), 1-21.

- 한진수, 오삼일. (2025). AI 확산과 청년고용 위축: 연공편향(seniority-biased) 기술변화를 중심으로. BOK 이슈노트, 제2025-30호. 한국은행.
- Abadie, A. (2005). Semiparametric difference-in-differences estimators. *Review of Economic Studies*, 72(1), 1-19. <https://doi.org/10.1111/0034-6527.00321>
- Austin, P. C. (2009). Balance diagnostics for comparing the distribution of baseline covariates between treatment groups in propensity-score matched samples. *Statistics in Medicine*, 28(25), 3083-3107. <https://doi.org/10.1002/sim.3697>
- 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>
- Bakker, A. B., & Demerouti, E. (2017). Job demands-resources theory: Taking stock and looking forward. *Journal of occupational health psychology*, 22(3), 273-285. <https://doi.org/10.1037/ocp0000056>
- 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>
- Brougham, D., & Haar, J. (2020). Technological disruption and employment: The influence on job insecurity and turnover intentions: A multi-country study. *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120276. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120276>
- Brynjolfsson, E., Chandar, B., & Chen, R. (2025). *Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence*. Stanford Digital Economy Lab Working Paper. <https://digitaleconomy.stanford.edu/publications/canaries-in-the-coal-mine/>
- Byun, G. (2025). Changes in the school-to-work transition among young South Korean adults: A cohort comparison. *Children and Youth Services Review*, 169, 108114. <https://doi.org/10.1016/j.childyouth.2024.108114>
- Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., Rockall, E., & Tavares, M. M. (2024). *Gen-AI: Artificial intelligence and the future of work (IMF Staff Discussion Note No. SDN/2024/001)*. International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798400262548.006>
- Chuang, Y. T., Chiang, H. L., & Lin, A. P. (2025). Insights from the Job Demands-Resources Model: AI's dual impact on employees' work and life well-being. *International Journal of Information Management*, 83, 102887. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2025.102887>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum.
- Crump, R. K., Hotz, V. J., Imbens, G. W., & Mitnik, O. A. (2009). Dealing with limited overlap in estimation of average treatment effects. *Biometrika*, 96(1), 187-199. <https://doi.org/10.1093/biomet/asn055>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). The "what" and "why" of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior. *Psychological inquiry*, 11(4), 227-268. https://doi.org/10.1207/S15327965PLI1104_01
- 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>
- Demirci, O., Hannane, J., & Zhu, X. (2025). Who is AI replacing? The impact of generative AI on online freelancing platforms. *Management Science*, 71(10), 8097-8108. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2024.05420>
- De Witte, H. (2005). Job insecurity: Review of the international literature on definitions, prevalence, antecedents and consequences. *South African Journal of Industrial Psychology*, 31(4), 1-6. <https://doi.org/10.4102/sajip.v31i4.200>
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. *Science*, 384(6702), 1306-1308. <https://doi.org/10.1126/science.adj0998>
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence:

- A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195-2217. <https://doi.org/10.1002/sm.j.3286>
- Funder, D. C., & Ozer, D. J. (2019). Evaluating effect size in psychological research: Sense and nonsense. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 2(2), 156-168. <https://doi.org/10.1177/2515245919847202>
- Galvin, J., Evans, M. S., Nelson, K., Richards, G., Mavritsaki, E., Giovazolias, T., Ricciardelli, R., Sumich, A., Vallone, F., Zurlo, M. C., & Bonetti, L. (2022). Technostress, coping, and anxious and depressive symptomatology in university students during the COVID-19 pandemic. *Europe's journal of psychology*, 18(3), 302-318. <https://doi.org/10.5964/ejop.4725>
- Goller, D., Gschwendt, C., & Wolter, S. C. (2025). This time it's different – Generative artificial intelligence and occupational choice. *Labour Economics*, 95, 102746. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2025.102746>
- Hayes, A. F. (2018). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach* (2nd ed.). New York: Guilford Press.
- Hellgren, J., Sverke, M., & Isaksson, K. (1999). A two-dimensional approach to job insecurity: Consequences for employee attitudes and well-being. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 8(2), 179-195. <https://doi.org/10.1080/135943299398311>
- Hirano, K., Imbens, G. W., & Ridder, G. (2003). Efficient estimation of average treatment effects using the estimated propensity score. *Econometrica*, 71(4), 1161-1189. <https://doi.org/10.1111/1468-0262.00442>
- Hui, X., Reshef, O., & Zhou, L. (2024). The short-term effects of generative artificial intelligence on employment: Evidence from an online labor market. *Organization Science*, 35(6), 1977-1989. <https://doi.org/10.1287/orsc.2023.18441>
- James, R., Sahu, M., & Gulfiza. (2023). Technostress and its impact on mental wellbeing and academic productivity of Gen Z and Millennials. *International Journal of Advanced Multidisciplinary Research*, 10(1), 26-39.
- Jin, G., Jiang, J., & Liao, H. (2024). The work affective well-being under the impact of AI. *Scientific Reports*, 14(1), 25483. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-75113-w>
- Kang, D. Y., Hur, W. M., & Shin, Y. (2023). Smart technology and service employees' job crafting: Relationship between STARA awareness, performance pressure, receiving and giving help, and job crafting. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 73, 103282. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103282>
- Kim, B. J., Kim, M. J., & Lee, J. (2024). Code green: Ethical leadership's role in reconciling AI-induced job insecurity with pro-environmental behavior in the digital workplace. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 1627. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04139-2>
- Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. W. (2001). The PHQ-9: Validity of a brief depression severity measure. *Journal of General Internal Medicine*, 16(9), 606-613. <https://doi.org/10.1046/j.1525-1497.2001.016009606.x>
- Lazarus, R. S., & Folkman, S. (1984). *Stress, appraisal, and coping*. New York: Springer.
- Liřan, D. E. (2025). Mental health in the "era" of artificial intelligence: Technostress and the perceived impact on anxiety and depressive disorders – an SEM analysis. *Frontiers in Psychology*, 16, 1600013. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1600013>
- Liu, C. F., Lin, T. C., & Ko, Y. L. (2026). Exploring the impact of AI technostress on physicians' job insecurity and performance from an empirical multi-hospital study. *iScience*, 29(1), 114394. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2025.114394>
- Pearlin, L. I., Menaghan, E. G., Lieberman, M. A., & Mullan, J. T. (1981). The stress process. *Journal of Health and Social Behavior*, 22(4), 337-356. <https://doi.org/10.2307/2136676>
- Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects

- in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40(3), 879-891. <https://doi.org/10.3758/BRM.40.3.879>
- 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. <https://doi.org/10.1287/isre.1070.0165>
- Ridgeway, G., Kovalchik, S. A., Griffin, B. A., & Kabeto, M. U. (2015). Propensity score analysis with survey weighted data. *Journal of Causal Inference*, 3(2), 237-249. <https://doi.org/10.1515/jci-2014-0039>
- Rose, G. (1992). *The strategy of preventive medicine*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780192624864.01.0001>
- Salmela-Aro, K., & Upadyaya, K. (2018). Role of demands-resources in work engagement and burnout in different career stages. *Journal of Vocational Behavior*, 108, 190-200. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2018.08.002>
- Scholze, A., & Hecker, A. (2024). The job demands-resources model as a theoretical lens for the bright and dark side of digitization. *Computers in Human Behavior*, 155, 108177. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108177>
- Schweizer, S., Lawson, R. P., & Blakemore, S. J. (2023). Uncertainty as a driver of the youth mental health crisis. *Current Opinion in Psychology*, 53, 101657. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2023.101657>
- Stuart, E. A., Huskamp, H. A., Duckworth, K., Simmons, J., Song, Z., Chernew, M. E., & Barry, C. L. (2014). Using propensity scores in difference-in-differences models to estimate the effects of a policy change. *Health Services and Outcomes Research Methodology*, 14(4), 166-182. <https://doi.org/10.1007/s10742-014-0123-z>
- Sverke, M., Hellgren, J., & Näswall, K. (2002). No security: A meta-analysis and review of job insecurity and its consequences. *Journal of Occupational Health Psychology*, 7(3), 242-264. <https://doi.org/10.1037/1076-8998.7.3.242>
- Vallone, F., Galvin, J., Cattaneo Della Volta, M. F., Akhtar, A., Chua, S., Ghio, E., Mascaro, N., Saracino, B., Zurlo, M. C., Abbruzzese, L., Mihai, M., & Argiropoulos, D. (2023). Technostress and academic motivation: direct and indirect effects on university students' psychological health. *Frontiers in psychology*, 14, 1211134. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1211134>
- Xu, G., Xue, M., & Zhao, J. (2023). The association between artificial intelligence awareness and employee depression: the mediating role of emotional exhaustion and the moderating role of perceived organizational support. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(6), 5147. <https://doi.org/10.3390/ijerph20065147>
- Zheng, J., & Zhang, T. (2025). Association between AI awareness and emotional exhaustion: The serial mediation of job insecurity and work interference with family. *Behavioral Sciences*, 15(4), 401. <https://doi.org/10.3390/bs15040401>
- Zhong, H., Lou, G., Wei, K., Yang, T., Deng, J., & Liu, R. (2026). From despair to hope: The nonlinear impact of AI-induced job insecurity on employees' innovative behavior. *Journal of Knowledge Management*, 2026-03, 1-24. <https://doi.org/10.1108/JKM-10-2025-1491>

Generative AI Diffusion and Depression among Young Workers: A Propensity Score Weighted Difference-in-Differences Analysis

Lee, Sion¹ | Son, Seulki^{2*}

¹ Seoul National University

² Institute of Health and
Environment, Seoul
National University

* Corresponding author:
Son, Seulki
(estherish@snu.ac.kr)

Abstract

This study examines whether the diffusion of generative AI differentially affected the mental health of young workers across industries with different levels of AI exposure. Using the 2022 and 2024 Youth Life Survey, we analyzed 7,117 workers aged 19 to 34 employed in industries with high or low AI exposure before and after the release of ChatGPT. We measured depression with the Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) and applied a propensity score weighted difference-in-differences approach. Propensity scores were estimated for each period and combined with survey design weights. Depression increased significantly more among young workers in industries with high AI exposure than among those in industries with low AI exposure. Exploratory mediation analysis indicated a significant indirect effect through perceived job loss risk related to technological displacement. Life satisfaction, burnout, and self-rated health also showed parallel deterioration. This study provides initial quasi-experimental evidence on the mental health effects of generative AI diffusion among young workers, suggesting that AI policies should address mental health in addition to employment support and vocational training.

Keywords: Generative AI, ChatGPT, Depression, Perceived Job Loss Risk, Difference-in-Differences