미래사회
Journal of Future Society
2026. Vol. 17, No. 3, 247~265.
https://doi.org/10.22987/jifso.2026.17.3.247

조건부 노동수요함수를 이용한 산업별 구인수요 분석: 생성형 AI 확산 전후의 비교

안 상 선*

국민대학교

생성형 인공지능(AI)의 확산과 함께 노동시장의 구조적 변화에 대한 관심이 높아지고 있으나, 산업별 구인수요에서 나타나는 변화의 양상은 아직 충분히 밝혀지지 않았다. 본 연구는 워크넷 구인자료를 활용하여 생성형 AI 확산 전후 산업별 구인수요의 변화를 살펴보고, 기존의 AI 대체가능성 지수가 이 변화를 얼마나 예측했는지 사후적으로 점검하였다. 6개 산업의 월별 자료(2010년 1월~2026년 3월)로 확산 이전의 관계를 추정한 뒤, 이 관계가 유지되었다면 나타났을 가상의 구인 규모(반사실)와 실제 구인을 비교하였다. 그 결과 정보통신업의 구인은 대조군인 제조업보다 약 41%p 더 크게 감소하였으며, 이 결과는 코로나19 시기 제외, 대조군 교체 등 여러 검증에서도 유지되었다. 다만 이 이탈은 대화형 생성형 AI 서비스 공개 이전인 2022년 하반기부터 시작되었고 같은 시기 정보기술 업황 조정과 분리되지 않으므로, 생성형 AI의 효과로 단정할 수는 없다. 사업시설관리·사업지원서비스업의 구인은 반사실을 유의하게 웃돌았으나 평가 기간 선택에 민감하였고, 보건업·사회복지서비스업의 구인 증가는 위약 분포 대비 유의하지 않았다. 또한 기존 대체가능성 지수의 위험 순위와 실제 변화 순위 사이에서는 뚜렷한 관련성이 확인되지 않았다. 이는 AI 관련 고용정책이 사전적 위험 지수와 함께 실제 고용자료를 지속적으로 점검하고, 산업별로 차별화된 대응을 마련할 필요가 있음을 시사한다.

주제어: 조건부 노동수요, 구인수요, 생성형 인공지능, 반사실 분석, 고용행정데이터

* 주저자: 안상선/국민대학교 소프트웨어융합대학원 겸임교수, 매일경제 사외벤처 (주)M-Robo 대표
/서울시 강서구 마곡중앙로 161-17/E-mail: sangsun.ahn@m-robo.com

Ⅰ. 서론

2022년 11월 대화형 생성형 AI 서비스인 ChatGPT가 공개된 이후, 생성형 인공지능(이하 생성형 AI)이 일자리에 미칠 영향은 노동시장 논의의 중심에 서 있다. 그러나 그 효과가 어느 산업에서, 어느 방향으로, 어느 정도로 나타나는지에 대해서는 뚜렷한 결론을 내리기 어렵다. 자동화 기술이 인간의 과업을 기계로 옮기는 대체효과와 새로운 과업을 만들어 노동수요를 늘리는 복원효과 가운데 어느 쪽이 우세한지는 미리 정해지지 않기 때문이다(Acemoglu & Restrepo, 2018).

AI의 고용효과에 관한 기존 연구는 주로 직업별 노출도 지수를 개발하는 방향으로 축적되어 왔다(Frey & Osborne, 2017; Webb, 2019; Felten 외, 2019; 전병유 외, 2022; 한지우·오삼일, 2023; 구교준 외, 2024). 그러나 실증 결과의 방향은 일관되지 않으며(Felten 외, 2019; Damioli 외, 2023; Tschang & Almirall, 2021), 사전적 지수를 실제 고용 결과와 대조한 연구는 드물다(이재혁, 2024). 장지연·전병유(2024)가 지적하듯 기술적 노출도(대체될 수 있는가)와 실제 도입(대체되었는가)은 서로 다른 개념이므로, 사전적 예측은 사후적 자료로 검증될 필요가 있다.

본 연구의 목적은 생성형 AI 확산기에 산업별 구인수요가 확산 이전의 관계로 예상되는 수준에서 얼마나 벗어났는지 확인하고, 기존의 사전적 대체가능성 지수가 이러한 변화를 설명하는지 점검하는 데 있다. 이를 위해 월별·산업별 자본스톡 자료가 없다는 제약을 고려하여 CES 생산함수의 비용최소화 조건에서 자본을 소거한 조건부 노동수요식을 확산 이전 자료로 추정하고, 이를 확산 이후로 연장한 반사실 경로와 실제 구인을 비교한다. 산업 공통요인은 대조군(제조업)을 통해 차감하고, 장기 외삽에 따른 치우침은 위약(placebo) 분포로 보정한다. 종속변수로는 워크넷 유효구인인원을 사용하므로, 결과는 투입 노동량이 아니라 공공 고용서비스를 통한 구인수요의 변화로 해석한다. 또한 반사실 대비 이탈은 확산기에 함께 작용한 모든 요인을 포함하므로, 본 연구는 이탈의 크기와 방향을 측정하되 이를 생성형 AI만의 인과효과로 귀속하지 않는다. 이탈 가운데 생성형 AI와 동시기 정보기술 업황 조정을 구분할 수 있는 범위는 Ⅴ장에서 따로 검토하기로 한다.

Ⅱ. 이론적 배경

1. CES 생산함수와 조건부 노동수요

생산요소 간 관계는 대체탄력성 σ로 요약된다. σ는 요소 상대가격이 1% 변할 때 최적 요소투입 비율이 몇 % 변하는지를 나타낸다. σ를 상수로 두되 그 값을 자료에서 추정할 수 있게 해 주는 표준 도구가 Arrow 외(1961)의 CES(Constant Elasticity of Substitution) 생산함수이다.

$$Y = A\left[\alpha L^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (1-\alpha)K^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}\right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \qquad \text{식(1)}$$

Klump와 de La Grandville(2000)은 서로 다른 기준점에서 추정된 σ를 비교할 수 있도록 정규화 CES를 제안하였고, León-Ledesma 외(2010)는 단일 방정식 추정이 σ와 기술진보의 편향을 분리하지 못한다는 식별 문제를 지적하였다. Knoblach와 Stöckl(2020)의 문헌 종합은 자본-노동 대체탄력성 추정치가 연구 설계에 따라 크게 달라진다는 점을 보여준다.

본 연구는 생산함수를 직접 추정하는 대신 비용최소화 문제의 해에서 조건부 노동수요를 도출한다. 산출 Y를 제약으로 두고 wL + rK를 최소화하면 1계조건에서 최적 요소비율이 상대가격의 함수로 정리된다.

$$\frac{K}{L}=\left[\frac{1-\alpha}{\alpha}\cdot\frac{w}{r}\right]^{\sigma} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \text{식(2)}$$

위 식(2)를 생산함수 제약에 대입하면 자본 K가 소거된 조건부 노동수요함수를 얻는다.[1)]

$$L=\frac{Y}{A}\alpha^{\sigma}\left[\alpha^{\sigma}+(1-\alpha)^{\sigma}\left(\frac{w}{r}\right)^{\sigma-1}\right]^{\frac{\sigma}{1-\sigma}} \quad \text{식(3)}$$

위 식 (3)에 로그를 취하면 다음과 같다.

$$\ln L=\ln Y-\ln A+\sigma\ln\alpha +\frac{\sigma}{1-\sigma}\ln\left[\alpha^{\sigma}+(1-\alpha)^{\sigma}\left(\frac{w}{r}\right)^{\sigma-1}\right] \quad \text{식(4)}$$

식 (4)에서 상대가격은 대괄호 항 안에 비선형으로 들어 있으므로, ln(w/r)의 계수는 σ가 아니라 이 항을 미분하여 구해야 한다.

$$\frac{\partial\ln L}{\partial\ln(w/r)}=-\sigma\frac{(1-\alpha)^{\sigma}(w/r)^{\sigma-1}}{\alpha^{\sigma}+(1-\alpha)^{\sigma}(w/r)^{\sigma-1}} =-\sigma s_K=-\sigma(1-s_L) \quad \text{식(5)}$$

여기서 s_K와 s_L은 총비용에서 자본비용과 노동비용이 차지하는 비중이다(s_K = 1−s_L). 따라서 로그선형 추정식에서 ln(w/r)의 계수 b_wr은 대체탄력성 자체가 아니라 조건부 노동수요의 자기가격 탄력성이며, 표본 평균의 노동비용 비중 $\bar{s}_L$에서 b_wr ≈ −σ(1−$\bar{s}_L$)의 관계를 갖는다.

또한 0 < s_L < 1이므로 b_wr의 부호는 −σ와 같지만, 절댓값은 σ보다 작다. σ를 복원하려면 σ= −b_wr/(1−$\bar{s}_L$)과 같이 산업별 노동비용 비중이 추가로 필요하다. 이 설계는 자본스톡 자료 없이도 상대가격 반응을 추정할 수 있다는 이점이 있는 대신, 총요소생산성 수준이나 규모수익과 같은 생산함수 자체의 모수는 추정하지 않는다.

본 연구는 이 식을 투입 노동량이 아니라 구인에 적용한다. 유효구인인원은 기업이 충원하고자 하는 인원, 즉 노동수요의 흐름을 나타내는 지표이다. 따라서 본 연구에서 추정한 계수는 구인수요가 산출과 상대가격에 반응하는 정도(이하 구인의 산출탄력성, 구인의 상대가격 탄력성)로 해석하며, 이를 투입 노동량의 대체탄력성으로 해석하지 않는다.

구인자료를 사용하는 이유는, 고용 스톡은 해고·이직 비용 때문에 천천히 조정되는 반면 구인은 기업의 채용 의사 변화를 먼저 반영하므로 기술충격 직후의 수요 변화를 포착하는 데 유리하기 때문이다. 본 연구에서 조건부 노동수요식의 역할은 산출과 상대가격으로 설명되는 구인의 기준 경로를 제공하여 반사실을 산출하는 데 있다.

2. 기술진보와 노동수요

기술이 고용에 미치는 영향에 대한 현대적 분석 틀은 Autor 외(2003)의 과업 기반 접근에서 출발한다. 이들은 반복적 업무가 컴퓨터화로 대체되고 비반복적 업무는 보완된다는 가설을 제시하였으며, Autor와 Dorn(2013)과 Goos 외(2009)는 이 틀로 미국과 유럽의 고용 양극화를 설명하였다. 국내에서는 이재혁(2024)이 정형성이 높은 직업일수록 노동수요 증가율이 낮았으나 제조업에서는 유의한 효과가 없었음을 보고하였다.

그런데 생성형 AI는 코드 작성, 문서 생성, 콘텐츠 제작과 같은 비반복적·인지적 업무를 직접 겨냥한다. 대체의 축이 이동했다면, 과거의 축 위에서 산출된 위험 순위는 새로운 국면에서 어긋날 수 있다. 구교준 외(2024)는 박사급 전문가 30명의 평가

1) σ = 1인 경우 식 (3)은 Cobb−Douglas 형태로 수렴하며, 이때 ∂ln L/∂ln(w/r) = −(1−α)로 식 (5)와 일치한다.

로 한국표준직업분류 소분류 153개 직종의 일자리 대체가능성 지수를 산출하였는데, 이 지수는 인공지능과 로봇기술을 함께 고려한다는 점에서 물리적·반복적 업무를 고위험으로 분류하는 경향이 있다. 이 가능성은 Ⅳ장에서 검증한다.

노출도와 구별되는 개념이 실제 도입이다. 심동녘, 고동환(2022) 인용한 AI 산업실태조사에 따르면 산업별 AI 응용 비중은 정보통신업 38.1%, 제조업 23.8% 등으로 나타났다. 본 연구는 이 실측 도입률과 이재혁(2024)의 결과를 근거로 정보통신업을 고노출 산업으로, 제조업을 대조군으로 설정한다.

Ⅲ. 연구자료 및 방법

1. 연구자료 및 연구대상

연구자료는 <표 1>의 네 가지 통계를 산업·월 단위로 결합한 균형패널이며, 상대가격은 시간당 임금과 기업대출금리의 비율(w/r)로 정의한다. 결합 결과는 6개 산업×195개월(2010년 1월~2026년 3월) = 1,170개 관측치이며 결측값은 없다.

<표 1> 변수의 정의와 출처

구분	변수	정의	출처
종속	L	산업별 월간 유효구인인원	고용노동부·한국고용정보원 워크넷 유효구인구직현황
설명	Y	산업생산지수(계절조정)	국가데이터처 광공업생산지수·서비스업생산지수
설명	w	임금총액 ÷ 근로시간	고용노동부 사업체노동력조사
설명	r	예금은행 기업대출금리	한국은행 ECOS
설명	w/r	상대가격(시간당 임금÷기업대출금리)	w, r로 산출
통제	L_total (통제변수)	전산업 구인등록 합계	고용노동부·한국고용정보원
통제	d_covid (통제변수)	2020.3~2021.6	WHO 팬데믹 선언일 기준 (2020.03.11.)
통제	month (통제변수)	월 더미(계절성)	–

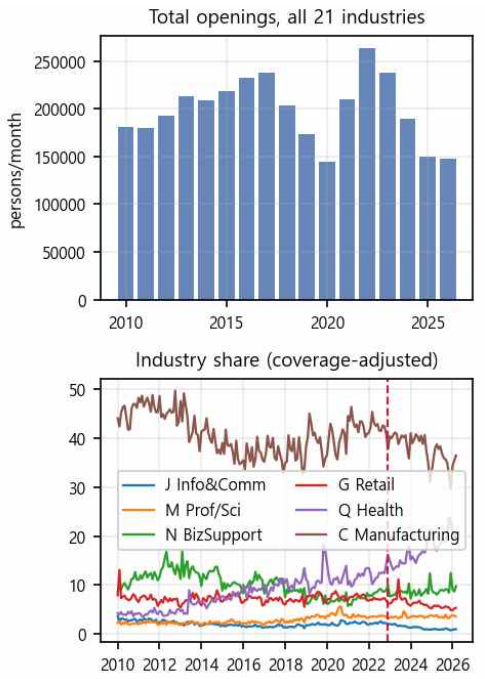
<표 2> 연구대상 산업과 사전 분류

KSIC	산업	사전 분류	월평균 구인(명)	검증구간 평균(명)
J	정보통신업	고노출	3,962	1,417
M	전문·과학·기술서비스업	고노출	5,902	5,350
N	사업시설관리·사업지원·임대	반전 후보	19,840	14,374
G	도매 및 소매업	반전 후보	14,295	7,808
Q	보건업·사회복지서비스업	저노출	20,229	31,872
C	제조업	대조군	81,080	50,546

연구대상은 한국표준산업분류 대분류 가운데 월평균 구인 규모가 충분하고 AI 노출도에서 대비를 이루는 6개 산업이다. 금융보험업(월평균 944명), 광업(141명), 전기가스업(505명) 등은 표본이 작아 제

외하였으며, 선정 결과는 <표 2>와 같다.

유효구인인원은 해당 월 말일 기준으로 마감되지 않은 구인신청의 모집인원으로, 해당 월에 새로 등록된 신규구인인원과 구별된다(한국고용정보원, 2026). 이 자료를 사용할 때는 두 가지 한계를 먼저 밝혀 둔다.



[그림 1] 워크넷 전체 구인등록 규모와 산업별 점유율 추이

첫째, 워크넷은 공공 고용서비스에 등록된 구인만을 포착하므로 포괄범위가 시간에 따라 변한다. 워크넷 전 산업 구인등록은 2022년 263,197명에서 2025년 149,604명으로 43.2% 감소하였다([그림 1]).

등록 비율이 변하면 구인 규모의 변화가 실제 수요의 변화인지 등록 관행의 변화인지 구분되지 않으므로, 본 연구는 전 산업 구인등록 합계를 통제변수로 넣고 대조군 대비 상대격차로 해석한다.

둘째, 워크넷 구인자료는 중소·영세 사업체와 저임금·계약직 일자리의 비중이 높고, 정보통신업의 고숙련 개발직 채용은 주로 민간 플랫폼이나 자체 채용을 통해 이루어진다. 따라서 본 연구의 정보통신업 결과는 해당 산업 전체의 노동수요가 아니라 공공 고용서비스를 통해 채용하는 일자리의 변화를 반영할 가능성이 크다.

본 연구는 이 편의를 완전히 제거할 수 없으므로 결과를 워크넷 구인수요의 변화로 한정하여 해석하며, 산업별로 등록 관행이 다르게 변했을 가능성은 Ⅴ장에서 점검한다.

2. 추정식

로그화된 자본 K가 소거된 조건부 노동수요함수인 식(4)를 로그선형으로 근사하고 계절·충격 더미와 커버리지 통제를 추가한 추정식은 다음과 같다.

$$\ln L_{i,t} = c_i + b_1 \ln Y_{i,t} + b_{wr} \ln (w/r)_{i,t} + b_{tot} \ln L_{total,t} + \sum_{m=2}^{12} \delta_m month_{m,t} + \gamma d_{covid,t} + \epsilon_{i,t} \quad \text{식(6)}$$

여기서 i는 산업, t는 월을 나타낸다. month_m은 m월이면 1인 월 더미(1월 기준), d_covid는 2020년 3월~2021년 6월에 1인 코로나19 더미, ε는 오차항이다. w/r은 시간당 임금과 기업대출금리의 비율로 정의한 상대가격이며, b_wr은 Ⅱ장에서 보인 바와 같이 구인의 상대가격 탄력성으로 대체탄력성과는 $b_{wr} \approx -\sigma(1-\bar{s}_L)$의 관계를 갖는다.

추정은 산업별 시계열 회귀로 하며, 월 자료의 자기상관과 이분산을 고려하여 Newey-West HAC 표준오차(시차 12)를 사용한다. 결과의 강건성을 확인하기 위해 선형, Cobb-Douglas, Translog 형태도 함께 추정하며, 시점에 따라 탄력성이 달라지는 Translog는 표본 평균에서 평가한 값을 대푯값으로 삼는다.

ln L_total은 워크넷 이용률 하락처럼 모든 산업에 공통으로 나타나는 등록 규모의 변화를 흡수하는 측정 보정항이다. 이 항이 없으면 플랫폼 이용 감소에 따른 구인 감소를 AI에 따른 수요 감소로 오인할 수 있다.

3. 구조변화 검정

생성형 AI의 확산이 구인수요 구조를 바꾸었다면 추정식의 계수는 특정 시점을 전후하여 불안정해야 한다. 그 시점을 사전에 알 수 없으므로, 표본의 앞뒤 15%를 제외한 모든 후보 시점에서 Chow 검정[2]을 반복하고 최대 F 통계량과 그 시점을 보고하는 Quandt–Andrews 방식의 sup–F 검정을 적용한다.

2020년 1월은 한국표준산업분류가 9차에서 10차로 개편된 시점이므로, 이 시점에서 최댓값이 관측된다면 구조변화가 아니라 계열 단절일 가능성이 있다. 보조적으로 분기점을 2022년 12월로 고정한 Chow 검정도 수행한다.

4. 반사실 설계

반사실 경로는 확산 이전의 구인 결정 관계가 확산 이후에도 유지되었을 경우의 가상 구인 경로이다. 충격 이전의 파라미터가 충격 이후 자료에 오염되지 않도록 표본을 <표 3>과 같이 나누고, 구조 파라미터 추정과 반사실 산출에는 확산 이전 구간만 사용한다. 학습·조정·검증 구간은 Ⅳ장의 예측 성능 점검에 사용한다.

확산 이전 구간에서 추정한 식 (6)에 확산 이후의 실제 산출, 상대가격, 커버리지를 넣어 반사실 구인을 산출하고, 실제 구인과의 격차율을 구한다.

<표 3> 표본의 분할

구간	기간	개월	용도
확산 이전	2010.01~2022.09	153개월	구조 파라미터 추정, 반사실 기준
학습	2022.10~2024.12	27개월	예측모형 학습
조정	2025.01~2025.09	9개월	모수 조정
검증	2025.10~2026.03	6개월	최종 평가

이어서 각 산업의 격차율에서 대조군인 제조업의 격차율을 빼 상대격차를 산출한다. 이는 워크넷 이용률 하락이나 경기 변동처럼 모든 산업에 공통으로 작용하는 요인을 상쇄하기 위한 것이다. 제조업은 생성형 AI가 주로 대신하는 코딩, 문서 작성, 콘텐츠 제작 업무의 비중이 낮고, 표본 규모가 가장 커서 추정이 안정적이다.

이 설계에서 반사실은 실제 산출을 조건으로 하므로, 산업 고유의 경기 변동 가운데 산출 감소로 나타나는 부분은 반사실에 이미 반영된다. 반면 산출과 무관하게 일어난 채용 행태의 변화는 기술 요인이든 업황 요인이든 모두 격차에 남는다. 따라서 격차는 확산기에 관측된 이탈의 크기이며, 생성형 AI만의 효과를 식별한 값이 아니다.

반사실은 확산 이전 파라미터를 37~42개월 앞까지 외삽하여 산출되므로, 충격이 없었던 시기에 같은 절차를 적용하여도 격차가 0이 되지 않을 수 있다. 이 절차적 치우침을 측정하기 위해 적합 종료 시점을 월 단위로 옮기면서 같은 지평(적합 종료 후 37~42개월)을 평가하는 위약 격차 90개를 산출하고, 이 가운데 평가창이 코로나19 국면과 겹치는 27개를 제외한 63개를 사용하였다. 위약 평균을 차감한 값을 치우침 보정 격차로 보고하며, 순열 p값은 격차의 방향에 맞추어 산출한다(<표 9-2>).

2) Chow 검정은 분기점을 미리 정해 두고 그 전후로 계수가 같은지를 확인하는 검정이다. 양 끝 15%를 후보에서 제외하는 것은 한쪽 표본이 지나치게 작아져 통계량이 불안정해지는 것을 막기 위해서이다.

Ⅳ. 연구결과 및 논의

1. 조건부 노동수요의 추정 결과

확산 이전 153개월을 대상으로 식 (6)을 산업별로 추정한 결과는 <표 4>, <표 5>와 같다. 표본 내 설명력은 0.729에서 0.948로 대체로 높고, 커버리지 통제항의 계수는 모든 산업에서 1% 수준에서 유의한 양의 값을 보였다. 통제항을 빼면 설명력이 크게 낮아지는데, 도매 및 소매업은 .852에서 .440으로, 사업시설·사업지원은 .864에서 .532로 떨어진다.

<표 4> 조건부 노동수요 추정 결과[3)]

(확산 이전 153개월 기준)

산업	산출탄력성 (b_Y)	상대가격 탄력성 (b_wr)	통제항 (b_tot)
정보통신업	1.791***	−0.868***	0.66***1
전문·과학·기술	1.122*	0.333***	0.590***
사업시설·사업지원	0.630	−0.641***	1.311***
도매 및 소매업	−0.804*	0.106**	0.892***
보건업·사회복지	0.786***	0.692***	1.041***
제조업	1.184***	−0.318***	0.885***

<표 5> 커버리지 통제 유무에 따른 추정치 비교

산업	b_wr (통제 포함)	b_wr (통제 제외)	R^2 (포함)	R^2 (제외)
정보통신업	−0.868	−0.872	0.729	0.587
전문·과학·기술	0.333	0.360	0.761	0.663
사업시설·사업지원	−0.641	−0.511	0.864	0.532
도매 및 소매업	0.106	0.059	0.852	0.440
보건업·사회복지	0.692	0.732	0.948	0.840
제조업	−0.318	−0.337	0.919	0.549

요소수요 이론에 따르면 상대가격 탄력성은 음수여야 하지만, 전문·과학·기술(0.333), 도매 및 소매업(0.106), 보건업·사회복지(0.692)에서는 양수로 추정되었다. 임금이 자본비용보다 상대적으로 올랐는데 구인은 오히려 늘었다는 뜻이다. 원인으로는 인력 부족이 임금과 구인을 함께 밀어 올리는 동시성 편의와, 고령화에 따른 돌봄 수요처럼 수요 자체가 구조적으로 늘어난 경우를 생각할 수 있다.

상대가격을 12개월 시차 값으로 바꾸어 다시 추정하였을 때 세 산업의 부호는 유지되었고, 보건업·사회복지만 계수가 유의하지 않게 되었다($p = .373$).

다만 임금은 자기상관이 강하고 구조적 수요충격도 장기간 지속되므로, 12개월 시차값 역시 현재의 오차항과 상관될 수 있다. 따라서 시차 대체만으로는 동시성 편의와 수요충격을 구분할 수 없으며, 이론과 반대인 양의 부호의 원인을 식별하려면 도구변수 추정이나 일반화적률법과 같은 별도의 식별 전략이 필요하다. 커버리지 통제항을 넣으면 설명력은 크게 높아지지만 부호 문제는 해소되지 않는다는 점도 이와 같은 맥락이다.

이러한 이유로 본 연구는 상대가격 탄력성의 크기를 해석의 근거로 삼지 않고, 이후 논의를 반사실 격차에 근거하여 전개한다. 상대가격 항을 제거한

3) 주: *$p < .10$, **$p < .05$, ***$p < .01$*. b_tot는 워크넷 전체 구인등록이 1% 변할 때 해당 산업 구인이 몇 % 따라 움직이는지를 나타내며, 모든 산업에서 $p < .01$이다. Ⅱ장 식 (5)에 따라 b_wr $\approx -\sigma(1-s_L)$이다.

설정에서도 정보통신업의 상대격차는 −35.4%p로 기준 설정(−40.7%p)과 크게 다르지 않았다.

2. 구조변화 검정

sup-F 검정 결과는 <표 6>과 같다. 커버리지 통제항이 없는 기본식에서 정보통신업의 최대 F는 36.4로 2위인 도매 및 소매업(16.1)의 두 배를 넘었고, 그 시점은 2022년 11월이었다. 한국표준산업분류가 개편된 2020년 1월은 어느 산업에서도 최대 시점으로 나타나지 않아, 분류 개편에 따른 계열 단절이 결과를 만든 것은 아닌 것으로 보인다.

그러나 커버리지 통제식에서는 정보통신업의 최대 시점이 2020년 9월로 앞당겨지고, F 값(24.6)도 전문·과학·기술(24.7)과 비슷해진다. 즉 구조변화의 시점과 산업 간 상대적 크기는 설정에 민감하다. 반사실 격차의 월별 경로에서도 정보통신업의 이탈은 2022년 8월 −7.7%p에서 9월 −18.0%p, 11월 −31.0%p로 서비스 공개 이전부터 진행되었다.

<표 6> 설정별 sup-F 시점 비교[4)]

산업	기본식 시점	F	통제식 시점	F
정보통신업	2022.11	36.4	2020.09	24.6
전문·과학·기술	2021.03	12.5	2019.01	24.7
사업시설·사업지원	2018.02	9.3	2018.01	11.0
도매 및 소매업	2023.09	16.1	2023.06	8.3
보건업·사회복지	2018.06	13.4	2018.11	9.0
제조업	2023.01	14.3	2020.05	12.4

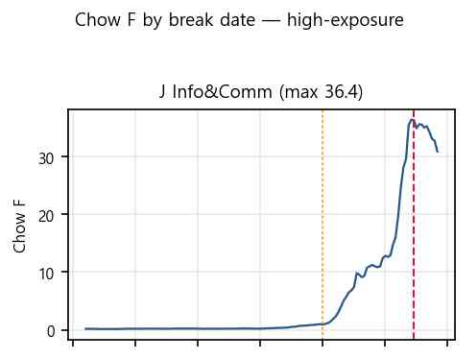
기술의 노동시장 도달이 특정 제품의 공개에 선행할 수 있고, 같은 시기 정보기술 업황 조정이 겹쳤을 가능성도 있다. 이 두 설명은 본 연구의 자료로 분리되지 않으므로, 본 연구는 구조변화를 특정 서비스의 공개 시점과 등치시키지 않고 2022년 하반기부터 진행된 이탈로 해석한다. 두 요인의 구분 가능성은 Ⅴ장에서 다시 검토한다.

분기점을 2022년 12월로 고정한 Chow 검정 결과는 <표 7>과 같다. 정보통신업의 F가 36.34로 가장 컸고, 사업시설·사업지원에서만 구조변화가 확인되지 않았다(F = 1.25, p = .241). 다만 여섯 산업에 검정을 반복하였으므로 개별 유의수준을 그대로 해석하지는 않는다.

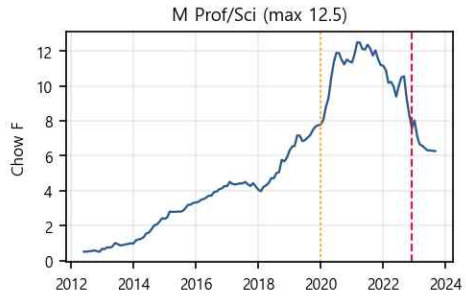
<표 7> 확산 시점 고정 Chow 검정

(분기점 2022년 12월)[5)]

산업	F	p	판정
정보통신업	36.34	< 0.001	유의
전문·과학·기술	15.04	< 0.001	유의
도매 및 소매업	13.77	< 0.001	유의
제조업(대조군)	7.56	< 0.001	유의
보건업·사회복지	2.80	0.001	유의
사업시설·사업지원	1.25	0.241	비유의



4) 기본식은 ln L ~ ln Y + ln(w/r) + 월 더미, 통제식은 여기에 ln L_total을 추가한 식 (6)이다. sup-F는 여러 F 가운데 최댓값이므로 표준 F 분포를 따르지 않으며, 표준 임계값을 적용하면 구조변화를 과다 판정할 위험이 있다.
5) 확산 이전 155개월, 확산 이후 40개월.



[그림 2] 정보통신, 전문 · 과학기술 분기 시점별 Chow F 통계량(기본식 기준)[6]

3. 반사실분석

확산 이전 파라미터로 산출한 반사실 경로와 실제 구인의 비교 결과는 <표 8>과 같다. 검증구간(2025년 10월~2026년 3월) 평균으로 제조업의 실제 구인은 반사실보다 21.5% 낮았다. 이 값은 워크넷 커버리지의 추가 축소와 경기 요인이 함께 반영된 것으로 AI 효과로 해석되지 않으며, 바로 이 때문에 대조군 차감이 필요하다.

대조군 대비 격차에서 정보통신업은 −40.7%p로 여섯 산업 가운데 가장 크게 이탈하였다. 검증구간의 실제 월평균 구인은 1,417명으로 반사실 3,777명의 37.5% 수준이었다. 도매 및 소매업은 −4.1%p로 대조군을 소폭 하회하였고, 보건업·사회복지(+64.5%p)와 사업시설·사업지원(+53.1%p)은 반사실을 크게 웃돌았다. 다만 양의 격차가 위약 분포에 비추어 유의한지는 산업마다 달랐다(<표 9-1>).

<표 8> 반사실 대비 실제 구인의 격차[7]

(검증구간 6개월 평균)

산업	실제(명)	반사실(명)	격차(%)	대조군 대비(%p)
정보통신업	1,417	3,777	−62.2	−40.7
전문·과학·기술	5,350	5,839	−7.6	+13.9
도매 및 소매업	7,808	10,541	−25.7	−4.1
제조업(대조군)	50,546	64,637	−21.5	0.0
보건업·사회복지	31,872	22,346	+42.9	+64.5
사업시설·사업지원	14,374	10,910	+31.6	+53.1

위약 분포로 측정한 절차적 치우침과 이를 보정한 결과는 <표 9-1>, <표 9-2>와 같다. 위약 평균은 산업별로 크게 달랐다. 전문·과학·기술은 위약이 모두 양수로 평균 +38.8%p였고, 사업시설·사업지원은 모두 음수로 평균 −31.1%p였다. 즉 본 절차는 산업에 따라 반사실을 체계적으로 과소 또는 과대 산출한다.

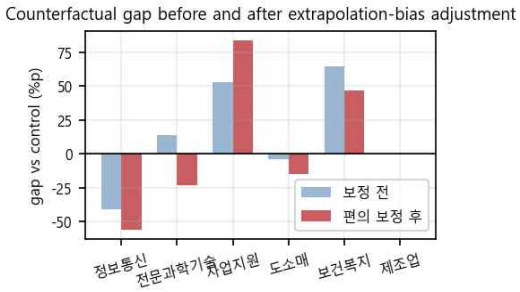
<표 9-1> 외삽 치우침 보정(검증구간 6개월 평균, %p)

산업	대조군 대비(%p)	위약평균(%p)	치우침 보정(%p)
정보통신업	−40.7	+15.0	−55.7
전문·과학·기술	+13.9	+38.8	−24.8
도매 및 소매업	−4.1	+13.1	−17.2
제조업(대조군)	0.0	0.0	0.0
보건업·사회복지	+64.5	+26.8	+37.7
사업시설·사업지원	+53.1	−31.1	+84.2

6) 노란 점선은 한국표준산업분류 개편 시점(2020년 1월), 빨간 점선은 생성형 AI 확산 시점(2022년 12월)이다.
7) 반사실은 2010.01~2022.09 자료로 추정한 식 (6)에 검증구간의 실제 산출·상대가격·커버리지를 넣어 산출하였다. 격차율은 각 월 격차율의 평균이므로 평균 실제값을 평균 반사실값으로 나눈 값과 소수점 이하에서 차이가 있다.

<표 9-2> 방향별 순열검정(검증구간 6개월 평균, %p)[8]

산업	검정 방향	단측 p	양측 p
정보통신업	하단	.016	.032
전문·과학·기술	하단	.016	.032
도매 및 소매업	하단	.070	.140
제조업(대조군)	—	—	—
보건업·사회복지	상단	.159	.317
사업시설·사업지원	상단	.016	.032

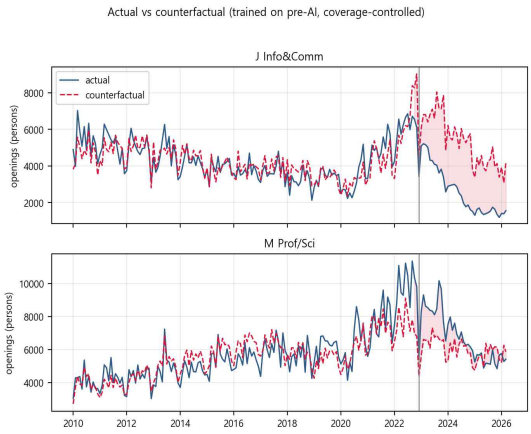


[그림 3] 치우침 보정 전후의 반사실 격차

치우침을 보정하면 정보통신업의 격차는 −55.7%p로 더 커져, 보정 전 값이 보수적인 추정이었음을 보여준다. 전문·과학·기술은 +13.9%p에서 −24.8%p로 부호가 바뀌었는데, 이는 모형이 이 산업의 구인 증가 추세를 충분히 반영하지 못한 결과로 보인다([그림 3]).

음의 방향에서는 정보통신업과 전문·과학·기술의 실제 격차가 모든 위약 격차보다 낮아 우연으로 보기 어려운 수준이었고(단측 p = .016, 양측 p = .032), 도매 및 소매업은 증거가 약했다(단측 p = .070). 양의 방향에서는 사업시설·사업지원의 실제 격차가 모든 위약 격차보다 높아 반사실을 웃돈 구인 증가가 유의하였다(상단 꼬리 p = .016).

반면 보건업·사회복지는 위약 63개 가운데 9개가 실제 격차 이상이어서(상단 꼬리 p = .159, 양측 p = .317), 이 산업의 위약 분포가 이미 큰 양의 값을 보인다는 점을 고려하면 구인 증가를 통계적으로 뒷받침하기 어려웠다.



[그림 4] 실제구인과 반사실경로
(정보통신, 전문 · 과학기술)

[그림 4]에서 정보통신업은 2022년 하반기까지 반사실과 실제가 밀착해 움직이다가 이후 크게 벌어진다. 평가창을 확산 이후 전 구간(2022년 12월~2026년 3월)으로 넓혀도 정보통신업(−37.5%p)과 보건업·사회복지(+57.8%p)의 결과는 방향과 크기가 유지되었다(<표 10>).

<표 10> 평가창 선택에 따른 대조군 대비 상대격차[9]

산업	검증구간 6개월	확산 이후 전 구간	차이
정보통신업	−40.7	−37.5	−3.2
전문·과학·기술	+13.9	+28.2	−14.3
도매 및 소매업	−4.1	+3.6	−7.7
제조업(대조군)	0.0	0.0	0.0

8) 위약 63개 기준. 검정 방향은 치우침 보정 격차의 부호를 따른다. 하단은 반사실보다 낮은 구인을, 상단은 반사실보다 높은 구인을 검정하며, 양측 p = 2×단측 p이다.
9) 검증구간은 2025년 10월~2026년 3월, 확산 이후 전 구간은 2022년 12월~2026년 3월이다.

산업	검증구간 6개월	확산 이후 전 구간	차이
보건업·사회복지	+64.5	+57.8	+6.7
사업시설·사업지원	+53.1	+14.7	+38.4

반면 사업시설·사업지원은 +14.7%p로 크게 줄고 도매 및 소매업은 +3.6%p로 부호가 바뀌어, 두 산업의 결과는 평가창 선택에 민감한 것으로 나타났다. 따라서 사업시설·사업지원의 유의한 양의 이탈은 검증구간에 한정된 결과로 해석한다.

4. 예측성능의 점검

반사실 산출에 쓰인 구조모형이 예측에서 지나치게 부정확하지는 않은지 확인하기 위해, 같은 자료와 분할 아래에서 계절 naive, SARIMAX, LightGBM, RNN, LSTM, 선형·Cobb–Douglas· CES· Translog 구조모형, 구조모형에 잔차 보정을 더한 하이브리드 모형의 10개 모형을 비교하였다.

평가지표는 산업 간 규모 차이에 영향을 받지 않는 MASE(Hyndman & Koehler, 2006)를 주로 사용하고, 차이의 유의성은 Diebold와 Mariano(1995)의 검정으로 판정하였다. 단일 검증구간(6개 산업×6개월, <표 11>)에서 하이브리드 모형의 MASE는 0.587로 SARIMAX(0.430), 계절 naive(0.439), LSTM(0.555)과 유의한 차이가 없었다.

그러나 예측 원점 20개를 옮겨 가며 반복한 확장창 교차검증(오차 720개)에서는 SARIMAX의 평균 MASE가 0.503으로 가장 낮았고, Translog (0.910), Cobb–Douglas(1.082), 하이브리드(1.181) 등 구조모형 계열은 SARIMAX보다 유의하게 부정확하였다 ($p < .01$).

따라서 예측 정확도만이 목적이라면 축약형 모형이 적합하며, 본 연구에서 구조모형의 역할은 확산이 없었을 경우의 경로를 산출하는 데 있다.

<표 11> 예측성능 비교(6개 산업 평균, 검증구간 6개월)[10]

모형	MASE	RMSE	DM 검정p
SARIMAX	0.430	2,296	0.206
계절 naive	0.439	2,410	0.189
LSTM	0.555	2,441	0.118
하이브리드	0.587	1,916	(기준)
LightGBM	0.865	3,645	0.009
선형	0.877	3,226	0.010
Cobb–Douglas	0.878	3,187	0.003
RNN	0.885	3,774	0.008
CES	1.330	5,420	0.004
Translog	1.567	4,554	<0.001

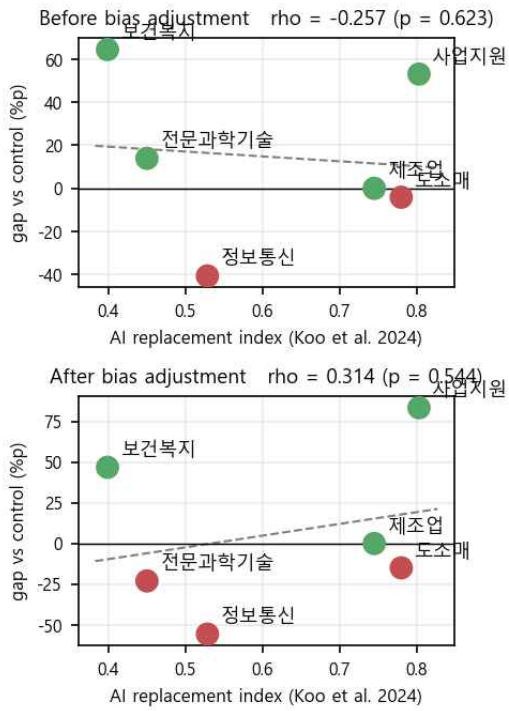
5. 사전적 대체가능성 지수의 사후 검증

마지막으로 구교준 외(2024)의 일자리 대체가능성 지수가 실제 충격의 크기를 예측했는지 검토한다. 이 지수는 직업 소분류 153개에 대해 산출되어 있으므로, 산업별 대표 직종의 단순평균으로 산업 단위 지수를 구성하였다. 지수가 높을수록 대체 위험이 크다는 정의에 따르면, 지수가 높은 산업일수록 반사실 대비 격차가 더 크게 음수여야 한다.

10) MASE 오름차순. DM 검정은 하이브리드 모형(구조모형 + LightGBM)을 기준으로 6개 산업 × 6개월의 예측오차 36개를 통합하여 수행하였다. 도매 및 소매업의 SARIMAX 추정은 최대우도 최적화가 수렴하지 않았다. 이 산업에 대해서는 최대 반복 횟수에서 얻은 최종 추정치로 예측값을 산출하여 6개 산업 평균과 DM 검정에 포함하였다

<표 12> 사전적 대체가능성 지수와 실제 충격의 대조[11]

산업	지수(순위)	대조군 대비 %p(순위)	치우침 보정 %p(순위)
사업시설·사업지원	0.803 (1)	+53.1 (5)	+84.2 (6)
도매 및 소매업	0.780 (2)	−4.1 (2)	−17.2 (3)
제조업	0.745 (3)	0.0 (3)	0.0 (4)
정보통신업	0.528 (4)	−40.7 (1)	−55.7 (1)
전문·과학·기술	0.450 (5)	+13.9 (4)	−24.8 (2)
보건업·사회복지	0.398 (6)	+64.5 (6)	+37.7 (5)



[그림 5] 대체가능성 지수와 대조군 대비 격차

대조군 대비 격차를 기준으로 한 Spearman 상관은 ρ=−0.257(p = .623)로 부호는 이론과 일치하였으나 유의하지 않았다. 치우침 보정 격차를 기준으로 하면 ρ=+0.314(p = .544), 위약 대비 표준화 값을 기준으로 하면 ρ=+0.300(p = .624)으로 부호가 반대였다([그림 5]).

순위가 일치한 산업은 대조군 대비 격차 기준으로 도매 및 소매업, 제조업, 보건업·사회복지의 세 개였고, 치우침 보정 기준으로는 없었다. 두 기준 모두에서 사업시설·사업지원과 정보통신업은 예측과 실제가 크게 어긋났다.

세 기준 모두에서 유의성이 확인되지 않았고 부호도 기준에 따라 달라졌으므로, 본 연구가 확인한 것은 지수의 위험 순위가 실제 충격 순위를 설명한다는 증거가 발견되지 않았다는 점에 그친다. 지수와 실제가 체계적으로 역행한다는 주장은 여섯 개 산업의 표본으로 뒷받침되지 않는다.

다만 이러한 불일치가 나타날 수 있는 이유는 두 가지로 생각해 볼 수 있다. 첫째, 구교준 외(2024)의 지수는 인공지능과 로봇기술을 함께 평가하도록 설계되어 물리적·반복적 업무가 고위험으로 분류된다. 지수 최상위는 청소원 및 환경미화원(1.000)이고 비서 및 사무 보조원이 0.860인 반면, 컴퓨터 시스템 및 소프트웨어 전문가는 0.458로 하위 그룹에 속한다. 반면 2022년 하반기 이후 관측된 이탈은 생성형 AI가 겨냥하는 코드·문서·콘텐츠 생성 업무가 많은 산업에서 두드러졌다. 둘째, 지수의 전문가 설문은 코딩 자동화의 파급이 노동시장에서 관측되기 전에 수행되어 당시의 기술 인식을 반영한다.

이 결과는 노출도와 실제 도입을 구분해야 한다는 장지연·전병유(2024)의 문제의식과 맥을 같이 한다. 다만 여섯 개 산업의 표본에서 유의성이 확인되지 않았으므로, 이를 지수의 예측력 부족을 입증

11) 지수는 구교준 외(2024)의 직종별 값을 산업별 대표 직종의 단순평균으로 매핑한 것이다. 지수 순위는 높은 순, 격차 순위는 더 음수인 순이다.

하는 증거로 보기보다는 사전적 지수를 실제 고용 자료로 추가 검증할 필요가 있다는 신호로 해석하는 것이 적절하다.

Ⅴ. 강건성 검토

정보통신업의 이탈에 대해서는 경기 요인, 대조군과 모수 설정, 코로나19 급증의 반전, 장기 외삽 오차, 계량모형 설정 오류라는 다섯 가지 대안적 설명을 제기할 수 있다. 이를 점검하기 위해 수행한 9개 검정과 치우침 보정 결과를 <표 13>에 정리하였다. 모든 검정에서 정보통신업의 이탈 방향은 유지되었다. 다만 이 검정들은 이탈이 측정상의 산물인지를 점검하는 것이며, 이탈의 원인이 생성형 AI인지 동시기 정보기술 업황 조정인지는 따로 검토하기로 한다.

<표 13> 강건성 검토 종합 (정보통신업)

검정	결과	함의
사전추세 기울기	−0.0069%p/월 (p = .873)	평행추세 위배 증거 없음
대체 대조군 6종	모든 대조군에서 이탈 1위	대조군 선택과 무관
상대가격 항 제거	−35.4%p	상대가격 탄력성 추정과 무관
산업별 선형추세 통제	−38.6%p	등록 관행의 차등 변동과 무관
코로나19 구간 제외	−31.3%p (기준의 77%)	코로나19 급증의 반전으로 설명 안 됨
점유율 평균회귀	급증 이전 대비 −44.5%	평균회귀로 설명 안 됨
지평 일치 위약	모든 위약보다 낮음 (단측 p = .016)	외삽 오차 분포 밖
ECM 동태 반사실	−39.6%p	함수형태와 무관
구간별 ARDL 경계검정	확산 이전 장기관계 있음 → 전 표본 없음	구조변화의 방증
치우침 보정 격차	−55.7%p	외삽 치우침 제거 후에도 유지

1. 평행추세와 대조군

대조군을 차감하는 설계가 유효하려면 공통 요인이 산업 간에 같은 비율로 작용해야 한다. 확산 이전 구간에서 각 산업의 상대격차를 시간에 회귀한 결과, 다섯 산업 모두에서 추세 기울기가 유의하지 않았다. 정보통신업의 기울기는 월 −0.0069%p(p = .873)로, 12개월을 누적하여도 −0.08%p에 불과하다. 또한 여섯 산업을 번갈아 대조군으로 삼아도 정보통신업의 이탈이 가장 컸으며, 그 크기는 도매 및 소매업 기준 −36.6%p에서 보건업·사회복지 기준 −105.2%p까지였다.[12)]

2. 상대가격 탄력성의 영향

세 산업에서 상대가격 탄력성이 이론과 반대 부호로 추정되었으므로, 이것이 반사실 격차를 과장했을 가능성을 점검하였다. 상대가격 항을 제거한 설정에서 정보통신업의 상대격차는 −35.4%p였고, 기준 설정과의 산업별 순위상관은 ρ= 0.886(p = .019)으로 서열이 유지되었다. 따라서 정보통신업의 이탈은 상대가격 탄력성 추정의 불안정성에서 비롯된 것이 아니다.

12) 상대격차는 두 산업 격차율의 차이이므로 절댓값이 100%p를 넘을 수 있다. 보건업·사회복지 기준의 값이 큰 것은 검증구간에서 이 산업의 격차율이 크게 상승했기 때문이다.

3. 커버리지의 산업별 차등 변동

커버리지 통제항은 모든 산업에 공통으로 작용하는 등록 감소를 흡수하지만, 민간 플랫폼으로의 이동 속도가 산업마다 다를 가능성까지는 통제하지 못한다. 정보통신업 구인이 제조업보다 빠르게 민간 플랫폼으로 옮겨 갔다면 관측된 이탈은 플랫폼 이동의 결과일 수 있다.

산업별 선형추세를 추가한 결과 정보통신업의 상대격차는 −38.6%p로 거의 줄지 않아, 점진적인 플랫폼 이동을 주된 원인으로 보기는 어렵다. 다만 이 검정은 추세적 변화만 흡수하므로, Ⅲ장에서 밝힌 워크넷 구인의 일자리 구성 편의까지 제거하지는 못한다.

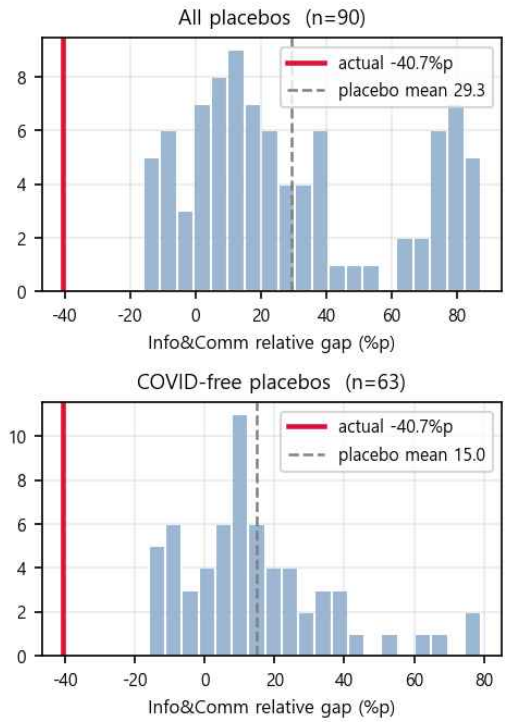
4. 코로나19 국면과 평균회귀

확산 이전 구간에는 비대면 전환으로 정보통신업 구인이 일시적으로 급증한 코로나19 시기가 포함되어 있어, 반사실이 과도하게 높게 추정되었을 수 있다. 이를 점검하기 위해 급증기 전체(2020년 1월~2022년 9월)를 제외하고 2019년까지의 자료로 반사실을 다시 산출하였다. 기준 모형의 코로나19 더미(2020년 3월~2021년 6월)는 거리두기 기간을 통제하기 위한 것이고, 이 검정은 급증기 전체의 영향을 제거하기 위해 더 넓게 설정하였다. 그 결과 정보통신업의 상대격차는 −31.3%p로 기준의 77% 수준이었다. 두 설정의 차이인 9.4%p를 코로나19 국면이 만든 부분의 상한으로 볼 수 있다.

또한 평균회귀 가능성도 점검하였다. 이를 위해 워크넷 커버리지 축소의 영향을 받지 않는 산업별 구인 점유율에서 정보통신업은 코로나19 이전(2015~2019년) 평균 1.7%에서 급증기 2.3%로 올랐다가 검증구간에는 0.9%로 떨어졌다. 이는 급증 이전 수준보다 44.5% 낮은 값으로[13], 평균회귀만으로는 설명되지 않는다([그림 6]).

5. 장기 외삽과 모형 설정

실제 격차는 같은 지평의 모든 위약 격차보다 낮았고, 위약 분포로 치우침을 보정하면 오히려 −55.7%p로 커졌다. 외삽 절차가 오차를 만들었더라도 격차를 줄이는 방향으로 작용했다는 뜻이다.



[그림 6] 정보통신업 상대격차의 위약 분포
(위: 전체 위약 90개, 아래: 코로나19 제외 위약 63개)

Engle−Granger 검정과 ARDL 경계검정에서 일부 산업은 변수 간 공적분이 뚜렷하게 확인되지 않았으므로, 본 연구는 계수의 표준오차에 의존하는 추론 대신 같은 오차 구조를 공유하는 위약 분포와

13) 하락률은 반올림 이전의 원자료로 계산하였으므로, 본문의 소수점 첫째 자리 값으로 계산한 값과 차이가 있다.

직접 비교하는 방식을 택하였다. 수준 회귀 대신 오차수정모형(ECM)으로 확산 이후 경로를 동태적으로 모의한 결과도 −39.6%p로 기준 설정과 1.1%p 차이에 그쳤다.

ARDL 경계검정을 구간별로 나누면, 정보통신업은 확산 이전 구간에서 장기균형 관계가 확인되었으나($F = 4.64$, $p = .019$) 전 표본에서는 사라졌다($F = 2.16$, $p = .465$). 다른 산업은 두 구간 모두에서 장기관계가 유지되어 정보통신업의 구조변화를 뒷받침한다. 다만 제조업에서도 통계량이 하락하였으므로($F = 4.06 \rightarrow 3.26$), 이를 전적으로 기술 충격으로 볼 수는 없고 워크넷 커버리지 축소와 같은 공통 요인도 함께 고려해야 한다.

6. 생성형 AI와 정보기술 업황 조정의 구분

정보통신업의 이탈은 2022년 8월 −7.7%p, 9월 −18.0%p로 대화형 생성형 AI 서비스 공개(2022년 11월) 이전에 시작되었다. 같은 시기에는 금리 인상, 코로나19 기간 과잉 채용의 조정, 기술기업 투자 위축 등 정보기술 업황의 조정이 진행되었다. 따라서 이탈의 시작 시점만 놓고 보면 업황 조정이 더 직접적인 설명일 수 있다.

본 연구의 설계가 업황 요인을 흡수하는 범위는 다음과 같다. 첫째, 반사실은 정보통신업의 실제 산출을 조건으로 하므로, 업황 조정이 산출 감소로 나타난 부분은 반사실에 이미 반영된다. 둘째, 기업대출금리는 상대가격 w/r을 통해 반사실에 들어가며, 상대가격 항을 제거하여도 격차는 −35.4%p로 유지되었다. 셋째, 코로나19 급증기를 제외한 반사실(−31.3%p)과 점유율 비교(급증 이전 대비 −44.5%)는 과잉 채용의 반전만으로는 이탈을 설명하기 어렵다는 점을 보여준다.

반면 산출 변화 없이 기대 악화로 채용을 동결하거나 줄인 업황 반응은 이 설계로 흡수되지 않으며, 그 효과는 생성형 AI의 영향과 같은 방향으로 격차에 남는다. 업황 조정이 일시적이었다면 시간이 지나며 격차가 줄었어야 하지만, 검증구간의 격차(−40.7%p)는 확산 이후 전 구간 평균(−37.5%p)보다 오히려 컸다. 이는 이탈이 단기 업황 충격만으로 이루어지지 않았을 가능성을 시사하나, 두 요인을 분리하여 식별한 결과는 아니다.

따라서 본 연구는 정보통신업의 이탈을 생성형 AI 확산기에 관측된 구인수요의 이탈로 보고하며, 그 크기를 생성형 AI의 인과효과로 귀속하지 않는다. 두 요인을 구분하려면 정보통신업 안에서 생성형 AI 노출이 다른 세부 업종이나 직종을 비교하거나, 정보기술 업황 지표를 별도로 통제하는 분석이 필요하다.

Ⅵ. 결론 및 정책적 시사점

1. 연구결과 요약

본 연구는 CES 생산함수의 비용최소화 조건에서 자본을 소거한 조건부 노동수요식을 워크넷 구인자료에 적용하여, 생성형 AI 확산기에 나타난 산업별 구인수요의 이탈을 반사실적으로 추정하고 사전적 대체가능성 지수를 사후적으로 점검하였다. 주요 결과는 다음과 같다.

첫째, 정보통신업의 구인은 반사실 경로보다 크게 낮아, 대조군인 제조업 대비 −40.7%p, 외삽 치우침 보정 후 −55.7%p의 이탈을 보였다. 이 결과는 대조군 교체, 코로나19 구간 제외, 산업별 추세 통제, 동태모형 등 9개 강건성 검정에서 유지되었다. 전문·과학·기술서비스업도 치우침 보정 후 −24.8%p의 이탈을 보였다.

둘째, 정보통신업의 이탈은 2022년 하반기, 즉 대화형 생성형 AI 서비스 공개 이전부터 진행되었다. 구조변화 시점도 기본식에서 2022년 11월, 커버리지 통제식에서 2020년 9월로 설정에 따라 달랐다. 산출 감소로 나타난 업황 요인은 반사실에 반영되었으나

산출과 무관한 채용 동결은 분리되지 않았으므로, 이 이탈을 생성형 AI의 효과로 단정할 수는 없다.

셋째, 반사실을 웃돈 산업도 있었다. 사업시설·사업지원서비스업의 양의 이탈은 위약 분포 대비 유의하였으나(상단 꼬리 p = .016) 평가창을 넓히면 +53.1%p에서 +14.7%p로 크게 줄었다. 보건업·사회복지서비스업은 반사실을 크게 웃돌았으나 위약 분포 대비 유의하지 않았다(상단 꼬리 p = .159). 따라서 확산기의 구인 변화가 산업에 따라 다른 방향일 수 있다는 점은 시사되지만, 양의 방향에 대한 증거는 음의 방향보다 약하다.

넷째, 구인의 상대가격 탄력성은 세 산업에서 이론과 반대인 양의 부호로 추정되었으며, 그 원인을 본 연구의 설계로는 식별할 수 없었다. 예측 정확도에서는 구조모형 계열이 교차검증에서 SARIMAX보다 유의하게 부정확하였으므로, 구조모형의 역할은 예측이 아니라 반사실 경로의 산출에 있다.

다섯째, 기존 대체가능성 지수의 위험 순위와 실제 충격 순위 사이에서는 유의한 관련이 확인되지 않았고, 상관의 부호도 기준에 따라 달라졌다.

2. 정책적 함의

첫째, AI 시대의 고용 변화를 파악할 때 사전적 위험 지수와 함께 실제 고용자료를 정기적으로 점검할 필요가 있다. 본 연구의 표본에서 지수의 위험 순위와 실제 이탈 순위는 뚜렷한 관련을 보이지 않았고, 생성형 AI 확산기에 가장 큰 이탈이 관측된 곳은 지수가 중간 수준인 정보통신업이었다. 이 이탈에는 업황 요인이 섞여 있을 수 있으므로, 점검 체계는 기술 요인과 경기 요인을 구분할 수 있는 직종 단위 자료를 함께 갖출 필요가 있다.

둘째, 기술 확산기의 구인 변화가 산업별로 다른 방향으로 나타날 수 있다는 점을 정책 대상 선정에 반영해야 한다. 반사실 경로를 크게 밑돈 산업과 웃돈 산업이 동시에 관측되었으므로, 고용 변화를 한 방향으로 상정한 일괄 대응은 정책 자원의 배분을 왜곡할 수 있다. 다만 양의 이탈은 평가 기간과 검정 기준에 따라 달라졌으므로, 증가 산업에 대한 대응은 추가 관측으로 확인한 뒤 설계하는 것이 바람직하다.

셋째, 고용행정 데이터의 분석 기반을 보완할 필요가 있다. 워크넷 구인자료는 적시성과 세분성을 갖추었으나 등록 범위가 시점과 산업에 따라 달라진다. 커버리지 변동을 보정한 구인 지표가 공식적으로 제공된다면 노동시장 변화를 더 신뢰성 있게 진단할 수 있다.

3. 연구의 한계

본 연구는 다음과 같은 한계를 가진다. 첫째, 종속변수는 투입 노동량이 아니라 워크넷 구인이므로, 결과를 해당 산업 전체의 고용 변화로 일반화할 수 없다. 특히 워크넷은 중소·영세 사업체와 저임금·계약직 일자리의 비중이 높아, 정보통신업의 결과는 공공 고용서비스를 통해 채용하는 일자리의 변화에 한정된다. 둘째, 상대가격 탄력성의 부호 문제는 동시성 편의와 수요충격을 구분할 식별 전략 없이는 해결되지 않으며, 따라서 대체탄력성을 복원하지 않았다. 셋째, 정보통신업의 이탈은 생성형 AI 서비스 공개 이전에 시작되었고, 같은 시기 정보기술 업황의 조정 가운데 산출과 무관한 채용 동결은 본 연구의 설계로 분리되지 않는다. 이를 구분하려면 정보통신업 내부의 직종별 비교나 업황 지표를 통제한 분석이 필요하다. 넷째, 지수 검증은 여섯 개 산업의 표본에 기초하므로 검정력이 낮다.

이러한 한계에도 본 연구는 자본스톡 자료 없이 조건부 노동수요식으로 반사실 경로를 산출하고, 장기 외삽의 치우침을 위약 분포로 측정·보정하며, 격차의 방향에 맞춘 순열검정을 적용하는 절차를 제시하였다. 사전적 지수와 실제 구인을 대조하는 작업이 꾸준히 축적될 때, AI 시대의 고용정책은 더

탄탄한 근거 위에 세워질 수 있을 것이라 기대한다.

참고문헌

구교준, 김지원, 최영빈, 김규환, 홍지은 (2024). 인공지능과 로봇기술의 노동시장 파급효과 분석을 위한 일자리 대체가능성 지수의 개발. 행정논총, 62(3), 37-74.

심동녁, 고동환 (2022). 인공지능(AI) 기술도입에 따른 산업별 노동수요변화 탐색. 한국혁신학회지, 17(1), 85-103.

이재혁 (2024). 정형 편향적 기술 진보와 해외 업무 위탁이 한국의 고용 양극화에 미치는 영향. 석사학위논문, 연세대학교 대학원 경제학과.

장지연, 전병유 (2024). 노출도와 도입률로 본 인공지능 발전의 고용 영향. 노동리뷰, 237, 9-20. 세종: 한국노동연구원.

전병유, 정준호, 장지연 (2022). 인공지능(AI)의 고용과 임금 효과. 경제연구, 40(1), 133-156.

한국고용정보원 (2026). 워크넷 구인구직 및 취업동향. 음성: 한국고용정보원.

한지우, 오삼일 (2023). BOK 이슈노트 2023-30. 서울: 한국은행.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Artificial intelligence, automation and work. *NBER Working Paper No. 24196.*

Arrow, K. J., Chenery, H. B., Minhas, B. S., & Solow, R. M. (1961). Capital-labor substitution and economic efficiency. *Review of Economics and Statistics, 43*(3), 225-250.

Autor, D. H., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American Economic Review, 103*(5), 1553-1597.

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: *An empirical exploration. Quarterly Journal of Economics, 118*(4), 1279-1333.

Damioli, G., Van Roy, V., Vertesy, D., & Vivarelli, M. (2023). *AI technologies and employment. Applied Economics Letters, 30*(6), 816-821.

Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics, 13*(3), 253-263.

Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2019). The occupational impact of artificial intelligence: *Labor, skills, and polarization. SSRN Working Paper No.* 3368605.

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.*

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). *Job polarization in Europe. American Economic Review, 99*(2), 58-63.

Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting, 22*(4), 679-688.

Klump, R., & de La Grandville, O. (2000). Economic growth and the elasticity of substitution. *American Economic Review, 90*(1), 282-291.

Knoblach, M., & Stöckl, F. (2020). What determines the elasticity of substitution between capital and labor? *Journal of Economic Surveys, 34*(4), 847-875.

León-Ledesma, M. A., McAdam, P., & Willman, A. (2010). I*dentifying the elasticity of substitution with biased technical change.* American Economic Review, 100(4), 1330-1357.

Tschang, F. T., & Almirall, E. (2021). *Artificial intelligence as augmenting automation. Academy of Management Perspectives, 35*(4), 642–659.

Webb, M. (2019). The impact of artificial intelligence on the labor market. *SSRN Working Paper No. 3482150.*

투고일자: 2026. 8. 31.
심사일자: 2026. 10. 9.
게재확정일자: 2026. 10. 13.

미래사회
Journal of Future Society
2026. Vol. 17, No. 3, 247~265.
https://doi.org/10.22987/jifso.2026.17.3.247

Industry-Level Job Openings Analysis Using a Conditional Labor Demand Function: A Comparison Before and After the Diffusion of Generative AI

Ahn, Sang-Sun

Kookmin University

Changes in industry-level hiring demand during the diffusion of generative artificial intelligence (AI) remain unclear. Using monthly Work-Net job-openings data for six Korean industries from January 2010 to March 2026, this study examines changes in hiring demand and evaluates the predictive validity of an existing AI job-replaceability index. Counterfactual job openings were estimated from pre-diffusion relationships and compared with actual outcomes. Job openings in information and communication declined by approximately 41 percentage points more than those in manufacturing (the control group), a finding that is robust to alternative specifications. However, the decline began in the second half of 2022, before the public release of conversational generative AI, and coincided with an IT-sector downturn, which limits causal attribution. Business support services exceeded their counterfactual levels, although this result was sensitive to the evaluation window, while increases in health and social work were not statistically significant relative to the placebo distribution. The existing replaceability index showed no clear association with the observed industry-level changes. These findings highlight the need to complement ex ante AI risk indices with continuous monitoring of actual employment outcomes and with industry-specific policy responses.

Key words: Conditional labor demand, Job openings, Generative AI, Counterfactual analysis, Employment administrative data