

로봇 혁신과 인간 혁신이 노동소득분배율에 미치는 영향¹

정덕재²

한국관세무역개발원

초 록

본 연구는 유럽연합 9개국을 대상으로 로봇 혁신과 인간 혁신이 노동소득분배율에 미치는 영향을 분석한다. 일반균형 모형을 통해 실증 분석을 위한 축약 회귀식을 도출하며, 2005-2019년 기간의 특허 기록과 인지 과업 지수를 활용한다. 내생성 문제를 해결하기 위해 미국 특허와 인지 과업 지수에 기반한 시프트-쉐어 도구변수를 사용한다. 분석 결과, 로봇 혁신의 증가는 노동소득분배율을 유의하게 감소시키는 것으로 나타나, 상당한 수준의 노동-로봇 대체가 존재함을 시사한다. 반면, 인간 혁신은 노동소득분배율과 양(+)의 관계를 보이거나, 표본 기간 동안 인간 혁신 속도의 둔화로 인해 그 효과는 감소한 것으로 나타났다. 본 연구는 로봇 자동화가 노동시장에 미치는 영향에 관한 미국의 선행 연구 결과와 일치하는 최초의 유럽의 실증 근거를 제시하며, 노동소득분배율 하락을 완화하는데 있어 인간 혁신의 중요한 역할을 강조한다. 더불어 본 연구는 노동과 비로봇 자본 간 대체탄력성은 0.516이며, 노동과 로봇 간 대체탄력성은 1에 근접하는 것으로 추정하였다.

JEL 코드: D24, E24, E25, J23, O33, O57

키워드: 인간 혁신, 로봇 혁신, 자동화, 노동소득분배율, 대체탄력성

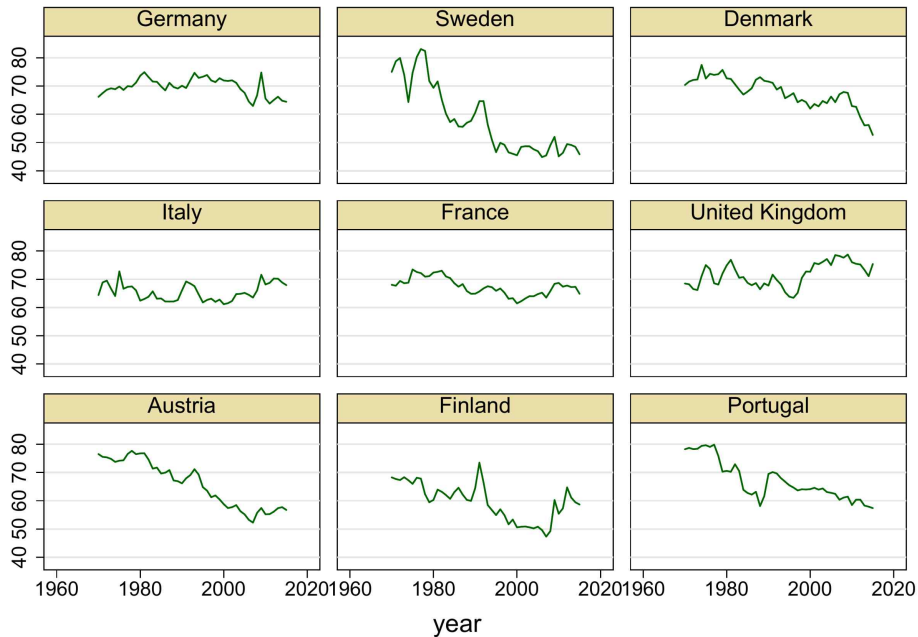
¹ Giovanni Peri, Òscar Jordà, Athanasios Geromichalos, Colin Cameron, 그리고 Takuya Ura의 소중한 지도와 조언에 진심으로 감사드립니다. 아울러 제99회 WEAI 연례학술대회, 2024년 미국경제학회 연례학술대회, 그리고 캘리포니아 노동경제학 연례학술대회 참석자분들께도 감사의 뜻을 표한다.

² 이메일: ubuzuz@gmail.com, 홈페이지: www.jayjeo.com

제1장. 서론

전 세계 노동소득분배율은 1980년대 초반 이후 하락 추세를 보이고 있으며, Karabarbounis and Neiman (2014) 및 Autor et al. (2020)의 관찰에 따르면 평균적으로 약 5%포인트 감소한 것으로 나타난다. Gutierrez and Piton (2020)이 수집한 데이터에 기반한 그림 1은 본 연구에서 분석 대상으로 삼은 유럽연합 9개국의 제조업 부문 노동소득분배율을 비교하여 보여준다. 스웨덴, 덴마크, 포르투갈, 오스트리아 등의 국가에서는 상당한 하락이 관찰된 반면, 다른 국가들에서는 비교적 완만한 감소가 보고된다. 이러한 차이는 전 세계 국가들의 노동소득분배율 추이에 상당한 이질성이 존재함을 시사하며, 노동소득분배율 하락을 규명하기 위해 국가 및 산업 부문 간 변이를 조사하는 것이 중요함을 강조한다.³

그림 1 노동소득분배율



본 연구는 9개 유럽연합 국가를 대상으로 로봇 혁신(Robot Innovation, RI)과 인간 혁신(Human Innovation, HI)이 노동소득분배율에 미치는 영향을 검토한다. 주요 연구 질문은 RI와 HI가 각 국가별 및 산업별로 노동소득분배율에 어떠한 영향을 미치는가이다. 이에 대해 두 가지 주요 가설을 제시한다: 첫째, RI는 노동을 자동화된 공정으로 대체함으로써 노동소득분배율에 부정적인 영향을 미친다는 것이고, 둘째, HI는 로봇의 능력을 넘어서는 과업을 창출함으로써 노동소득분배율에 긍정적인 영향을 미친다는 것이다.

이러한 가설을 검증하기 위해 본 연구는 RI와 HI를 고유하게 포함하는 일반균형 모형을 활용한다. 이 모

³ 이러한 맥락에서 본 연구는 유럽연합 17개국을 평가한 Graetz and Michaels (2018)과 케를 같이하나, 다만 그들의 연구는 노동소득분배율 하락보다는 생산성 증가에 주로 초점을 맞추고 있다.

형은 시프트-웨어 도구변수를 사용하여 내생성 문제에 대응한다. 그리고 국제로봇연맹(International Federation of Robotics) 데이터, 미국 특허 기록, 인지 과업 지수(Cognitive Tasks Index)를 분석하여 모형의 예측에 대한 실증적 근거를 제공한다.

노동소득분배율 하락의 정확한 원인은 여전히 학계에서 논의의 대상이며, 로봇 자동화의 진전이 잠재적 핵심 동인으로 부각되고 있다. 이러한 관점에서의 분석은 자동화 및 인공지능 기술이 더욱 가속하고 있다는 점에서 그 중요성이 커지고 있다. 예를 들어, Tesla가 2025년까지 자사 공장에 “진정으로 생산에 도움이 되는 휴머노이드 로봇”을 배치하겠다는 목표(Elon 2024)와, AI 추론 능력의 획기적 진전을 보여주는 LLM (Large Language Model)의 출시를 로봇 시스템의 급속한 진화 가능성을 여실히 보여준다.

로봇 자동화가 노동소득분배율에 미치는 영향은 활발한 연구가 진행되고 있는 주요 주제이다. Acemoglu and Restrepo (2020), Acemoglu et al. (2020), Dauth et al. (2021), Martinez (2018) 등의 연구는 로봇 자동화가 노동소득분배율을 감소시킨다는 결과를 얻었다. 반면, De Vries et al. (2020)와 Gregory et al. (2016)의 연구 결과는 로봇 자동화가 오히려 노동소득분배율을 증가시킬 수 있음을 보인다. 또한, Humlum (2019)과 Hubmer and Restrepo (2021)의 연구는 로봇 자동화가 노동소득분배율에 미치는 영향이 다양한 인구 집단 및 산업 부문에 따라 다를 수 있음을 보였다.

그런데 노동소득분배율에 영향을 미치는 또 다른 잠재적 요인은 ‘인간 혁신’ 즉, 로봇의 능력을 넘어서는, 인간이 해야 할 수 밖에 없는 과업이 탄생하는 것이다. Autor (2015)는 미래에 인간의 노동이 계속 필요할지에 대한 여부는 ‘인간 혁신’이 ‘로봇 혁신’의 속도를 앞지르지 여부에 크게 좌우될 것이라고 주장한다. 필자가 아는 한, Autor et al. (2024)는 인간 혁신을 실증적 데이터로 측정할 수 있는 유일한 연구로서, Census Alphabetical Index of Occupations and Industries와 특허 정보를 활용하여 인간 혁신에 대한 대리변수를 생성하였다.

그러나 통합된 틀 안에서 다수의 요인을 동시에 측정할 연구는 거의 없다(Bergholt et al. 2022). Bergholt는 “방대한 선행 문헌들은 각 요인이 노동소득분배율에 미치는 영향을 개별적으로 논의해 왔으나, 한 개의 모형의 맥락에서 이들 모두를 한번에 포함하는 실증 분석은 부재하다”고 말한다. 유사하게, Grossman and Oberfield (2022)는 일반균형 분석의 활용이 중요함을 강조하면서 다음과 같이 서술하였다: “많은 저자들이 동일한 동전의 다른 면을 제시하고 있다 설령 다양한 메커니즘이 모두 작동하고 있다 하더라도, 한 연구에서 추정된 메커니즘의 어느 부분이 다른 연구의 메커니즘에서 설명되었는지를 구별하기 어렵다.” 이러한 지적을 해결하기 위해 본 연구는 일반균형 모형을 채택하며, 학술적으로 기여를 한다.

본 연구는 Autor et al. (2024)와 Acemoglu and Restrepo (2018)의 연구를 따라 로봇 혁신(RI)과 인간 혁신(HI)을 동시에 일반균형 모형에 통합한다.⁴ 이 모형은 Acemoglu and Restrepo (2022)에 기초하되, ‘로봇

⁴ 본 연구와 유사한 연구로 Acemoglu and Restrepo (2022)가 있다. 그들 역시 일반균형 모형을 활용하지만, 주된 초점은 노동소득분배율의 하락보다는 임금 불평등에 있다. 본 모형은 Acemoglu and Restrepo (2022)에 기초하되, 로봇 자본과 비로봇 자본을 생산 투입요소로 별도로 도입한다는 점에서 차별화된다. 이러한 모형 설정은 여러 유형의

자본'과 '비로봇 자본'을 생산 투입 요소로써 별도로 도입한다는 점에서 차별화된다. 이러한 모형 설정은 두 가지 유형의 혁신과 연계하여 로봇 자본과 비로봇 자본이 노동소득분배율에 어떻게 차별적으로 영향을 미치는지를 분석할 수 있게 한다.

본 연구는 로봇 혁신(RI)과 인간 혁신(HI)을 측정하기 위해 다음과 같은 대리변수들을 사용한다. 우선 RI를 위해서는 미국에 등록된 각국의 특허들의 텍스트 내용이 로봇 자동화 기술과 얼마나 관련이 있는지의 유사도 점수를 사용한다. 가령 로봇기술과 관련이 깊은 특허들이 많이 등록될수록 로봇 혁신이 많이 일어났다는 의미로 받아들인다. 특허 텍스트 내용을 유사도(similarity)로 측정하기 위해서, 최근 개발된 문장간 임베딩(sentence-to-sentence embedding) 기술을 사용한 의미론적(semantic) 이해 능력을 활용하였다. 그 다음으로, HI를 위해서는 본 논문이 직접 산출한 '인지 과업 점수'를 활용한다. 인지 능력(cognitive ability)이란 정신적인 과정, 기술, 능력을 필요로 하는 활동이다. 여기에는 지각, 사고, 추론, 기억, 학습, 의사결정 및 기타 정보 처리 측면이 포함된다. 미국 노동부 (United States Department of Labor) 산하기관인 O*NET에서는 세부적인 직업분류체계(SOC)별로 각 직업이 수행해야 하는 수많은 과업 기술서(task descriptions)를 제공한다. 이러한 과업 기술서는 특허 때의 경우와 마찬가지로 텍스트로 설명되어 있으며, 본 논문에서는 이를 대규모 언어 모델(LLM)인 GPT-4와 OPUS-3을 활용하여 '인지 과업'에 해당하는지 여부를 0에서 1까지의 연속적인 실수로 평가하도록 지시했다. 이렇게 도출된 직업(SOC)별 '인지 과업 점수'를 한국의 경제활동인구조사에 상응하는 미국의 CPS와 유럽의 EU-LFS에 통합시킴으로써, 최종적으로 국가·산업·연도별 '인지 과업 점수'를 계산하였다. 가령, 인지적인 과업을 많이 수행해야 하는 직업군의 고용 비중이 더 높아진다면 해당 국가·산업·연도에서 인지 과업 점수가 높아지는 식이다. 이러한 접근법을 통해 본 연구는 RI와 HI가 노동소득분배율에 어떻게 국가 및 산업 부문별로 영향을 미치는지를 검토한다. 이러한 포괄적 분석이 본 연구의 또 다른 학술적 기여이다.

본 연구는 일반균형 모형으로부터 축약형 회귀 방정식을 도출하였다. 이 방정식을 이용한 실증적인 추정 결과, RI는 노동소득분배율에 통계적으로 유의한 음의 효과를 보이는 반면, HI는 노동소득분배율에 유의한 효과가 없는 것으로 나타났다. RI와 HI는 두 개의 시프트-쉐어 도구변수로 잠재적 내생성을 해결하였다. 기타 가격 요인 -임금, 로봇 가격, 비로봇 자본 가격-은 통제변수로 사용하였다.

본 연구의 학계에 대한 기여는 두 가지이다: 첫째, Autor et al. (2024)가 미국 사례에만 초점을 맞춘 반면, 본 연구는 유럽연합의 맥락을 검토한다. 미국과 유럽연합의 경제 구조는 상당히 다르다. 대표적으로 미국은 유연한 노동체계를 가진 반면, 유럽은 경직적이고 노동보호적인 법률을 갖고 있다. 따라서 유럽연합의 사례를 조사하는 것은 가치가 있다. 둘째, 본 연구에서 로봇 혁신과 인간 혁신에 대한 도구변수의 사용은 Autor et al. (2024)에 비해 새롭다. 그가 사용한 것과 비교해서 여러 설정이 상이함에도 불구하고, 연구 결과는 Autor et al. (2024)의 결과와 대체로 일치한다.

본 논문의 이후 장은 다음과 같이 구성된다: 다음 장에서는 본 연구에서 사용하는 정의들을 설명한다. 제3 장에서는 혁신과 연계하여 로봇 자본과 비로봇 자본이 노동소득분배율에 어떻게 차별적으로 영향을 미치는지를 분석할 수 있게 해주기 때문에 중요하다.

장은 분석의 이론적 기초를 형성하는 일반균형 모형을 제시한다. 제4장은 연구에 사용된 데이터와 변수들을 기술한다. 제5장은 데이터의 기술통계량을 보여준다. 제6장은 일반균형모형으로부터 도출한 축약 회귀 방정식에 데이터를 적용하여 다양한 요인이 노동소득분배율에 어떻게 영향을 미치는지를 분석한다. 제7장은 각국 및 산업별로 노동소득분배율 하락을 주로 설명하는 메커니즘을 규명하기 위한 요인 분해 분석을 수행한다. 마지막으로, 제8장은 결론 및 연구 결과의 함의를 논의한다.

제2장. 정의

본 장에서는 이 논문 전반에 걸쳐 사용될 ‘로봇’, ‘로봇 혁신(자동화)’, 그리고 ‘인간 혁신’의 정의를 제시한다. 본 논문은 ISO 표준 8373:2012에서 규정한 로봇의 정의를 따르며, 이 표준은 로봇을 “자동으로 제어되고, 재프로그래밍이 가능하며, 3축 이상의 관절을 가진 다목적으로 사용할 수 있는 장치”로 기술하고 있다.⁵ 국제로봇연맹(IFR)도 이 정의를 엄격히 준수하고 있다 (Müller 2022).

그림 2 로봇의 예시

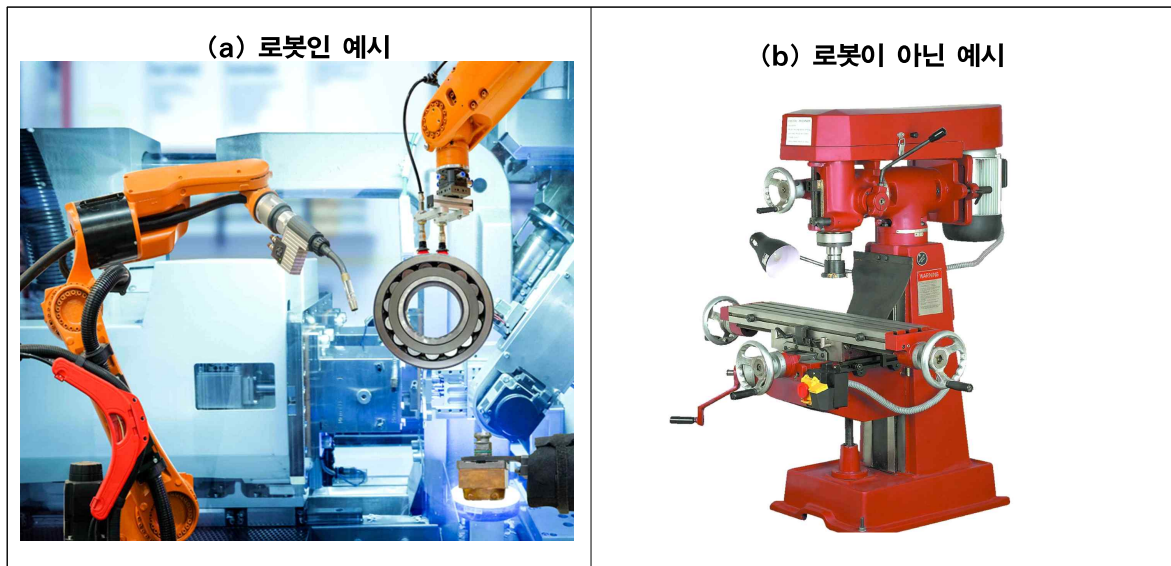


그림 2에서 패널 (a)는 로봇을 보여준다. 반면 패널 (b)는 로봇이 아닌데, 이 밀링 머신은 자동으로 작동하도록 소프트웨어를 연결할 수 있는 어떠한 장치도 갖추고 있지 않기 때문이다. 따라서 이 기계는 재프로그래밍이 불가능하며 자동으로 제어되지도 않는다. 또한, 밀링 과업만을 위해 설계되었으므로 다목적이라고 볼 수 없다. 더불어 3축 이상의 관절을 갖지도 않았다. 이 예시는 로봇의 정의가 협소함을 잘 보여준다.

⁵ Acemoglu and Restrepo (2020)도 이 정의와 일치하는 방식으로 로봇을 정의한다: “인간 작업자가 필요 없이 완전 자율적으로 작동하며, 여러 가지 다양한 수작업을 수행할 수 있도록 프로그래밍할 수 있는 머신.”

‘로봇 자동화’(또는 대안적 용어로 ‘로봇 혁신(RI)’)는 로봇의 역량이 향상되어 이전에는 수행 범위 밖에 있던 과업을 수행할 수 있게 되는 것으로 정의한다. 더불어 본 논문은 ‘인간 혁신(HI)’을 현재 로봇 기술의 역량을 넘어서기 때문에 로봇이 수행하지 못하고 인간이 수행해야만 하는 과업의 범위가 이전에 비해 확장되는 것으로 정의한다. 이 개념은 그림 3에서 잘 설명된다.

그림 3 개념 모형도



본 논문은 기존 연구 (Acemoglu and Restrepo 2018, 2019)와 유사하게 ‘로봇 혁신(RI)’ 및 ‘인간 혁신(HI)’을 정의한다. 이 모형에서 변수 I 는 로봇 혁신의 정도를 나타내고, N 은 인간 혁신을 나타낸다. 특히, 어떤 물건을 생산할 때, $N-1$ 에서 I 까지의 구간은 로봇이 수행하는 과업(기여분)을 나타내며, I 에서 N 까지의 구간은 인간이 수행하는 과업(기여분)을 나타낸다. 만약 로봇 혁신(I)이 인간 혁신(N)보다 빠르게 성장하면, 로봇이 인간보다 생산에 더 많이 기여하게 된다. 로봇과 인간이 수행하는 과업을 합한 것을 본 논문에서는 ‘통합 과업(T)’이라 부르며, 이것이 ‘비로봇 자본(R)’과 결합되어 최종 산출물(Y)을 생성한다. 본 논문에서의 자본이란 ‘로봇 자본’과 ‘비로봇 자본’으로 구분된다. 비로봇 자본은 대표적으로 그림 2의 패널 (b)에서 보았던 머신(기계) 뿐만 아니라 제철소의 대형 장비, 토지, 건물, 차량 등이 있다.

제3장. 모형

Acemoglu and Restrepo (2018)은 로봇 혁신(RI)과 인간 혁신(HI)이 노동소득분배율에 미치는 영향을 설명하는 거시경제학적 모형을 제안하였다. 본 연구는 그들의 정태적 모형 버전을 기반으로 모형을 더 정교화하였으며, 핵심적인 기여는 ‘로봇 자본’과 ‘비로봇 자본’을 구분한 것이다. 이러한 구분은 그들의 모형에는 존재하지 않는다. Acemoglu and Restrepo (2018) 이후 Acemoglu and Restrepo (2020)의 연구에서 로봇 기술의 발전이 임금과 고용에 부정적 영향을 미치는 반면, 다른 형태의 자본은 이들 변수에 오히려 긍정적 영향을 미친다는 것을 발견하였다. 이러한 발견은 ‘로봇’과 ‘비로봇 자본’이 노동수요에 대해 상이한 함의를 가질 수 있음을 보인다.

본 논문의 모형은 로봇을 전통적 자본 (비로봇 자본)과 별개의 요소로 구별한 Berg et al. (2018) 및 DeCanio (2016) 등의 기존 문헌에 비해 여러 가지 장점이 있다. 첫째, 본 모형은 노동소득분배율에 영향을 미치는 다양한 변화를 포괄적으로 통합하는데, 특히 로봇 혁신(RI)과 인간 혁신(HI)뿐만 아니라 생산성 향상과 임금 동태까지 포함한다. 둘째, 본 거시 모형에서 도출된 회귀방정식은 ‘노동과 로봇 자본 간의 대체탄력성’ 및 ‘노동과 비로봇 자본 간의 대체탄력성’을 단일 분석 틀 내에서 추정할 수 있게 한다. 이러한 장

점들은 다양한 요소들의 변화 간의 상호작용과 그것이 노동소득분배율에 미치는 효과에 대해 정밀하고 심층적인 분석을 가능하게 한다.

기업

본 논문의 모형에서 기업은 독과점적 경쟁에 직면하며, 이를 통해 양(+)의 이윤을 창출할 수 있다고 가정한다. 모형의 단순화를 위해 모든 기업의 생산함수가 동일하다고 가정한다.⁶ 이하에서는 표기의 간결성을 위해 시간 첨자는 생략한다.

각 기업은 생산을 위해 인간의 노동, 로봇 자본, 비로봇 자본을 투입한다. 이 중에서 로봇 자본과 인간의 노동은 그림 3에서 보았듯이, $N-1$ 에서 N 사이에 존재하는 무한히 많은 연속적인 수의 과업을 수행한다. Acemoglu and Restrepo (2018)에서와 같이, N 은 인간 혁신(HI)으로 인해 시간이 경과함에 따라 증가한다. 또한 I 가 존재하는데, 이는 $N-1$ 에서 N 의 사이에 위치한다. 특히 I 는 로봇 자동화 기술(RI)의 발전과 함께 증가한다. 구체적으로, 식 (1)과 (2)에서 보듯이, 기업 i 는 I 이하의 과업은 인간 또는 로봇 모두에 의해 수행될 수 있는 반면, I 이상의 과업은 인간에 의해서만 수행될 수 있다.

$$(1) \quad t_j(i) = m_j(i) + \gamma_j l_j(i) \text{ if } j \leq I$$

$$(2) \quad t_j(i) = \gamma_j l_j(i) \text{ if } j > I$$

여기서 $m_j(i)$ 와 $l_j(i)$ 는 기업 i 가 과업 j 를 수행하기 위해 사용하는 로봇과 노동의 수를 나타낸다. γ_j 는 과업 j 에 대한 노동 생산성을 나타낸다. γ_j 는 과업의 인덱스 j 가 높을수록 증가한다고 가정한다.

각 과업 j 에서의 노동 또는 로봇이 한 일의 성과인 $t_j(i)$ 는 식 (4)와 같이 CES(Constant Elasticity of Substitution) 생산함수에 의해서 통합되어 $T(i)$ 가 된다. 더 나아가 이렇게 통합된 과업은 식 (3)과 같이 별도의 CES 생산함수를 사용하여 ‘비로봇 자본’인 $K(i)$ 과 결합된다. 따라서 생산함수는 다음과 같다.

$$(3) \quad Y(i) = \left(T(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + K(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

$$(4) \quad T(i) = \left(\int_{N-1}^N t_j(i)^{\frac{\zeta-1}{\zeta}} dj \right)^{\frac{\zeta}{\zeta-1}}$$

여기서 $T(i)$ 와 $K(i)$ 는 최종재 i 의 생산량인 $Y(i)$ 을 생산하기 위해 사용된 ‘통합 과업’과 ‘비로봇 자본’의 양을 나타낸다. 한편, σ 와 ζ 는 각각 통합 과업과 비로봇 자본 간의 대체탄력성 및 과업과 다른 과업 간의 대체탄력성을 나타낸다.

⁶ Hicks 중립적 생산성이 보장되는 한, 이질적인 생산함수를 도입하더라도 모형의 최종 결과는 변하지 않는다.

생산을 위해 투입되는 요소들의 시장은 완전경쟁으로 가정한다. 본 논문은 노동소득분배율의 장기적 변화에 초점을 맞추고 있으므로, 요소들이 탄력적으로 공급된다고 가정하는 것이 합리적이기 때문이다. 모형의 추가적인 단순화를 위해, 각 기간에 주어진 요소가격 하에서는 요소가 완전탄력적으로 공급된다고 가정한다.

노동소득분배율

모형의 자세한 전개과정은 부록 A에서 제공한다. 이 부록에 제시된 식 (12)~(19)에 기초하여, 노동소득분배율(S_L)은 다음과 같이 도출된다.

$$(5) \quad S_L = \frac{\eta - 1}{\eta} \frac{\int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj}{P_T^{1-\zeta}} \frac{P_T^{1-\sigma}}{P_T^{1-\sigma} + R^{1-\sigma}}$$

$$, \text{ where } P_T \equiv \left[(I - N + 1)\psi^{1-\zeta} + \int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj \right]^{\frac{1}{1-\zeta}}$$

여기서 γ_j 는 과업 j 에서의 노동 생산성을 나타낸다. 생산성 γ_j 는 과업 인덱스 j 가 높을수록 증가한다. 한편, W_j , ψ , R 은 각각 과업 j 를 수행하는 노동의 임금, 로봇의 가격, 비로봇 자본의 가격을 나타낸다. P_T 는 통합 과업(T)의 가격으로, 직관적으로 로봇의 기여도($N-1$ 에서 I 까지의 거리)에 로봇의 가격을 곱한 것과 인간의 기여도(I 에서 N 까지의 거리)에 노동의 가격을 곱한 것의 합으로 구성된다. 마지막으로 $\frac{\eta-1}{\eta}$ 는 기업의 마크업의 역수이다.

본 논문은 식 (5)에 로그를 취한 후 외생변수들에 대해서 전미분을 취함으로써 식 (6)을 도출한다. 여기서 말하는 외생변수들이란 I , N , W , ψ , R , γ 를 의미한다. S_L 은 노동소득분배율을, I 는 로봇 혁신(RI)을, N 은 인간 혁신(HI)을, ψ 는 로봇 가격을, R 은 비로봇 자본의 가격을, γ 는 노동 생산성을 의미한다. S_K^f 는 재화를 생산하는데 들어간 총비용 중에서 자본(비로봇 및 로봇 모두 포함)에 들어간 비용의 비중으로 정의된다. 역으로 S_L^f 는 총비용 중에서 노동에 들어간 비용의 비중이다. 따라서 정의상 $S_L^f + S_K^f = 1$ 이 반드시 성립한다. W 는 평균 임금으로, 다음과 같이 정의된다.⁷

$$W \equiv \frac{\int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj}{\int_I^N W_j^{-\zeta} \gamma_j^{\zeta-1} dj}$$

⁷ 특히 본 논문은 모든 j 에 대해서 $d \ln W = d \ln W_j$ 라고 가정한다. 또한, 노동 생산성의 변화를 나타내는 $d \ln \gamma$ 는 모든 j 에 대해서 $d \ln \gamma = d \ln \gamma_j$ 가 성립한다고 가정한다.

한편, S_M^T 는 통합 과업(T)을 수행하기 위한 총비용에서 로봇 비용이 차지하는 비중을, S_L^T 는 노동 비용이 차지하는 비중을 나타낸다. 정의상 당연하게도 $S_M^T + S_L^T = 1$ 이 성립한다. 수학적으로 표현하면 다음과 같다.

$$S_M^T = \frac{(I - N + 1)\psi^{1-\zeta}}{P_T^{1-\zeta}}$$

$$S_L^T = \frac{\int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j}\right)^{1-\zeta} dj}{P_T^{1-\zeta}}$$

, where $P_T^{1-\zeta} = (I - N + 1)\psi^{1-\zeta} + \int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j}\right)^{1-\zeta} dj$.

결과적으로, 아래에 표시된 식 (6)이 바로 회귀분석을 위한 축약 방정식이다. 설명의 편의를 위해 ①~⑤ 및 $(\alpha_1) \sim (\alpha_7)$ 로 라벨을 표시해 놓았다.

$$(6) \quad d \ln S_L = \underbrace{[-1]}_{\textcircled{\alpha_1}} d \ln \text{Markup}$$

$$+ \underbrace{\left[\underbrace{-\frac{\left(\frac{W_I}{\gamma_I}\right)^{1-\zeta}}{\int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j}\right)^{1-\zeta} dj}}_{\textcircled{\alpha_2}} + \underbrace{\left(- (1 - \zeta) + S_K^f (1 - \sigma)\right)}_{\textcircled{\alpha_3}} \underbrace{\frac{1}{1 - \zeta} \frac{\psi^{1-\zeta} - \left(\frac{W_I}{\gamma_I}\right)^{1-\zeta}}{P_T^{1-\zeta}}}_{\textcircled{\alpha_4}} \right]}_{\textcircled{\alpha_5}} dI$$

$$+ \underbrace{\left[\underbrace{\frac{\left(\frac{W_N}{\gamma_N}\right)^{1-\zeta}}{\int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j}\right)^{1-\zeta} dj}}_{\textcircled{\alpha_6}} + \underbrace{\left(- (1 - \zeta) + S_K^f (1 - \sigma)\right)}_{\textcircled{\alpha_7}} \underbrace{\frac{1}{1 - \zeta} \frac{-\psi^{1-\zeta} + \left(\frac{W_N}{\gamma_N}\right)^{1-\zeta}}{P_T^{1-\zeta}}}_{\textcircled{\alpha_8}} \right]}_{\textcircled{\alpha_9}} dN$$

$$+ \underbrace{\left[(1 - \zeta) + \left(- (1 - \zeta) + S_K^f (1 - \sigma)\right) S_L^T \right]}_{\textcircled{\alpha_{10}}} d \ln W$$

$$+ \underbrace{\left[\left(- (1 - \zeta) + S_K^f (1 - \sigma)\right) S_M^T \right]}_{\textcircled{\alpha_{11}}} d \ln \psi$$

$$\begin{aligned}
& \underbrace{- \left[S_K^f (1 - \sigma) \right]}_{\textcircled{\alpha_6}} d \ln R. \\
& - \underbrace{\left[(1 - \zeta) + \left(-(1 - \zeta) + S_K^f (1 - \sigma) \right) S_L^T \right]}_{\textcircled{\alpha_7}} d \ln \gamma
\end{aligned}$$

식 (6)에서 $(\alpha_2) \sim (\alpha_7)$ 에는 ㉑가 빈번하게 나타난다. ㉑는 두 가지의 대체탄력성인 ζ 와 σ 의 조합으로 이루어져 있는 항이다. 한편, ㉒와 ㉓는 노동소득분배율에 대한 직접 효과를 나타내며, ㉑ \times ㉒와 ㉑ \times ㉓는 간접 효과를 나타낸다. 여기서 직간접 효과의 정의는 P_T 가 기준이다. 즉, P_T 의 변화를 거치지 않으면서 노동소득분배율에 미치는 매커니즘을 직접 효과로, P_T 의 경로를 통하는 매커니즘을 간접 효과로 정의한다. 가령, I (로봇 혁신)가 증가하는 경우 P_T 를 변화시키며, 따라서 ㉒를 변화게 한다. 그리고 이러한 ㉒의 변화는 두 가지의 대체탄력성의 조합인 ㉑로 조정된다. 종합하면, I 가 변하는 경우 노동소득분배율은 ㉑ \times ㉒만큼 P_T 의 간접경로를 통해서 변한다. 또한 I 가 변하는 경우 P_T 가 변하지 않으면서 ㉒만큼 노동소득분배율이 변한다. 마지막으로 중요한 포인트는, $(\alpha_4) + (\alpha_5) + (\alpha_6) = 0$ 이라는 사실이다. 이것은 회귀 분석에서 추정된 계수값의 해석에 중요한 의미를 갖는다.

제4장. 변수 생성

본 장에서는 설명변수의 구축 방법을 상세히 설명한다. 모형에서 최종적으로 도출된 식 (6)은 로봇 혁신 (RI), 인간 혁신(HI), 임금, 로봇 가격, 그리고 비로봇 자본 가격을 설명변수로 사용하고 있다. 첫째, HI는 O*NET 데이터와 유럽연합 노동력 조사(EU-LFS)를 사용해서 저자가 직접 도출한 인지 과업 점수를 활용하여 구축하였다. 둘째, RI는 로봇 자동화와 높은 유사도를 보이는 특허 등록 데이터를 활용하여 구축되었다. 모든 변수의 상세한 구성 절차는 이하의 소절에서 설명한다.

제1절. 인간 혁신

식 (6)에서 인간 혁신의 변화분(dN)를 실증적으로 포착하기 위해, Jeong (심사중)이 개발한 인지 과업 점수를 활용한다. 이 방법론은 O*NET 데이터가 제공하는 6자리⁸의 다양한 직업에 대한 상세한 텍스트 형태의 과업 기술(설명)을 활용한다 (National Center for O*NET Development 2023). 구체적으로, 두 개의 대규모 언어 모형(LLM)을 사용하여 각 과업 기술의 인지적 강도를 0에서 1까지의 연속적인 실수의 점수로 정량화한다. ‘인지적 과업’이란 정신적 과정, 기술, 능력을 필요로 하는 활동을 의미한다. 여기에는 지각, 사고, 추론, 기억, 학습, 의사결정, 그리고 기타 정보 처리 측면이 포함된다. 인지적 과업의 예로는 문제 해결, 언어 이해, 주의 집중, 패턴 인식 등이 있다.

⁸ Standard Occupational Classification, SOC

인지 과업 점수는 루틴(routine) 과업 점수와 개념적으로 구별되는 측정지표이다. 루틴 과업이란 예측 가능하고 자동화될 수 있는 활동으로, 조립 라인에서 산업용 로봇이 수행하거나 컴퓨터 소프트웨어를 통해 반복적으로 이루어지는 과업과 같은 것이다. 따라서 루틴 과업은 일반적으로 인간이 로봇에 대체될 확률이 높다. 정리하면, 생산 과정에서 루틴 점수는 로봇 자동화와 밀접하게 관련되는 반면, 인지 과업 점수는 인간의 기여에 밀접하게 관련된다.

본 논문은 직업별 인지 과업 점수를 개인별 데이터인 EU-LFS와 결합한다 (EU-LFS는 한국의 경제활동조사, 미국의 CPS와 유사한 데이터이다). 그런 다음 이 데이터를 국가·산업·연도 수준으로 집계한다. 이렇게 집계된 인지 과업 점수를 이하에서 C 라고 부른다. C 의 5년간 성장률이 회귀분석의 설명변수(dN)로 사용된다.

그러나 이 변수는 잠재적으로 내생적일 수 있다. 이 문제를 해결하기 위해, 다음과 같이 시프트-쉐어 도구변수를 구성한다. 각 변수의 설명은 다음과 같다. 하첨자 c, o, t 는 각각 국가, 직업, 연도를 의미한다. $Share_{c,o}$ 는 직업별 인지 과업 점수를 EU-LFS와 결합하여 국가·산업·연도 수준으로 집계한 C 를 사용한다. 즉, 쉐어 파트는 각 유럽연합 국가들(c)의 2005년 기준에서, 전체 직업의 총 인지점수에서 각 직업의 인지점수가 차지하는 비중(share)를 의미한다. $Shift_{o,t}$ 는 직업별 인지 과업 점수를 미국의 CPS (Current Population Survey)와 결합하여 산업·연도 수준으로 집계한 C 를 사용한다. 이때 미국만을 국가의 대상으로 하므로 별도로 국가 하첨자 c 를 표기하지 않는다. 결국 시프트 파트는 미국의 각 산업·연도 수준에서 5년간의 증가율을 나타낸다.

$$Share_{c,o} = \frac{C_{c,o,t=2005}}{\sum_o C_{c,o,t=2005}}$$

$$Shift_{o,t} = \frac{(C_{o,t}) - (C_{o,t-5})}{C_{o,t-5}}$$

$$ShiftShare_{c,t} = \sum_o (Shift_{o,t} \times Share_{c,o})$$

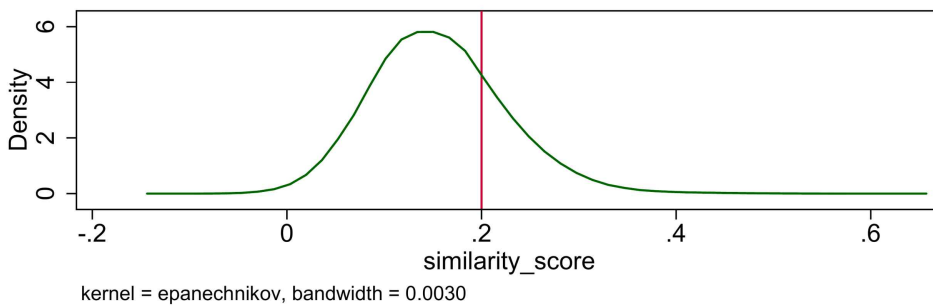
Bartik (1991)에 의해서 처음 제시되었고, Goldsmith-Pinkham et al. (2020)에 의해서 체계화된 시프트-쉐어 도구변수의 정당성은 다음과 같다. 유럽 연합의 인지 과업 점수인 C 를 그대로 사용하면 분석대상 시점과 동시대의 시점에서 일어난 예상치 못한 영향(오차항)이 인지 과업 점수 C 와 노동소득분배율에 동시에 상관관계를 갖게 된다 (즉, 내생변수 C 는 오차항과 직교가 아니다). 따라서 대신에 미국의 인지 과업 점수 C 를 사용하면 동시대의 시점에서 유럽 연합에서 일어난 예상치 못한 오차항과의 직교성을 달성할 수 있다. 이 도구변수는 반드시 내생변수 C 와 높은 상관관계를 가져야 하므로, 유럽 연합의 2005년 (과거 시점)의 C 값 (쉐어)를 사용해서 교차한다.

제2절. 로봇 혁신

미국 특허상표청(The United States Patent and Trademark Office , USPTO)은 특허 등록 데이터를 제공한다. 본 논문은 논문의 전체 분석 기간인 2004년부터 2019년까지의 각 특허에 대한 ‘상세 기술서’를 로봇공학 및 로봇자동화 기술과 밀접하게 관련된 선별된 어휘 목록과 비교한다. 상세한 어휘 목록은 각주에 제시되어 있다.⁹ 이러한 ‘특허 상세 기술서’는 단순히 특허의 초록, 국제특허분류(IPC), 또는 협력특허분류(CPC) 정보에서 제공되는 것 이상의 상세한 설명을 제공한다. 이러한 접근은 본 연구의 기여점 중 하나로, 기존의 대부분의 연구들이 초록, IPC, 또는 CPC 정보에만 의존해왔던 것에서 한 발 진보하였다.

미국 특허상표청의 특허의 상세 기술서를 Microsoft가 개발한 ‘sentence-transformers/all-mpnet-base-v2’를 사용하여 로봇 자동화 관련 용어와 비교함으로써, 0에서 1 사이의 유사도 점수를 도출한다. 이후 수작업 검토를 통해 자동화 또는 로봇공학과 무관하다고 판단한 유사도 0.2 미만의 값은 제외한다.

그림 4 유사도 점수의 커널 밀도



미국 특허상표청의 특허 데이터는 특허권자의 국가 정보를 직접 제공하지 않지만, 기업명과 도시 위치 정보를 제공한다. 따라서 Google Maps API를 활용하여 각 특허권자의 실제 소속 국가를 찾을 수 있다. 한편, 각 특허의 산업도 추론할 수 있다. Lybbert and Zolas (2014)는 IPC 코드와 산업 부문 간의 연계표를 제공하기 때문이다. 결과적으로 특허 기술서, 특허권자의 특허권자의 소속 국가, 제조업 부문의 세부 산업, 특허 등록 연도로 구성된 데이터셋을 구축할 수 있다. 이를 토대로 특허 기술서와 로봇 자동화 용어의 유사도 점수를 국가(c)·산업(s)·연도(t) 수준으로 집계한다. 이하에서는 이렇게 집계된 값을 P 라 표기한다.

이때, 국가가 유럽연합만으로 구성된 $P_{c,s,t}$ 의 5년간 증가율이 본 논문에서 사용하는 로봇 혁신(RI)이며,

⁹ actuator, artificial intelligence, automation, autonomous, biomimetics, computer vision, cybernetics, human-machine interface (HMI), humanoid robots, industrial automation, industrial robot, kinematics, machine learning, machine perception, machine vision, motion control, Natural Language Processing (NLP), neural networks, object recognition, odometry, programmable, programmable logic controller, robot, Robot Operating System (ROS), robotic, robotic arm, robotic exoskeleton, robotic process automation (RPA), sensor fusion, servo motor, visual servoing, workflow automation.

거시모형에서부터 도출된 회귀식인 식 (6)에서의 dI 에 해당한다. 그런데 P 는 내생변수이다. 인지 과업 점수 C 의 경우와 동일한 논리로, P 와 동시대 시간에 발생한 예상치 못한 오차항은 P 와의 직교성을 위배할 수 있으며, 따라서 이번에도 시프트-쉐어 도구변수를 사용하여 잠재적인 내생성을 보정한다. 아래의 식에서 $Share_{c,s}$ 는 국가가 미국을 제외하고 유럽연합만을 포함한다. 인지 과업 점수의 경우와 마찬가지로 $Shift_{s,t}$ 를 구한 후, 최종적으로 $ShiftShare_{c,t}$ 를 구한다.

$$Share_{c,s} = \frac{P_{c,s,t=2005}}{\sum_s P_{c,s,t=2005}}$$

$$Shift_{s,t} = \frac{(P_{s,t}) - (P_{s,t-5})}{P_{o,t-5}}$$

$$ShiftShare_{c,t} = \sum_s (Shift_{s,t} \times Share_{c,s,t=2005})$$

최근 들어 시맨틱 임베딩(semantic embedding) 기술이 급격히 발전했으며, 이는 컴퓨터 소프트웨어가 자연어를 깊이있게 이해하게 만들었다. 이 기술은 문장에 내포된 맥락적인 의미를 파악하는 것을 가능하게 한다. 특히 문장 임베딩 도구는 단어 대 단어의 유사성뿐만 아니라 문장 대 문장의 유사성도 이해할 수 있다는 점에서 가치가 있다. 가령, 두 문장이 유사한 단어를 사용하더라도 완전히 다른 의미를 가진다면, 문장 임베딩 모형은 이를 상이한 것으로 인식한다. 반면, 단어 임베딩 모형은 해당 문장을 유사한 것으로 인식한다 (Ul Haq et al. 2024; Zhang et al. 2024; Mandelbaum and Shalev 2016; Li et al. 2015).

기존 경제학 연구들은 문장 임베딩이 아니라 단어 임베딩에 의존해 왔다. 예를 들어, TF-IDF (Autor et al. 2024; Kogan et al. 2021; Webb 2019)와 BERT (Frugoli and ESCO 2022)를 활용한 연구들이 있다. 그런데 Baer and Purves (2023)는 문서 이해에 있어서 ‘sentence-transformers/all-mpnet-base-v2’ (문장 임베딩)를 사용하는 것이 TF-IDF (단어 임베딩)를 사용한 결과 보다 압도함을 보였다. 본 연구는 노동소득 분배율 분석에 Microsoft가 개발한 ‘sentence-transformers/all-mpnet-base-v2’을 활용하였다는 점에서 의의가 있다. ‘sentence-transformers/all-mpnet-base-v2’를 사용하여 특히 세부 기술서와 로봇 자동화 관련 어휘 간의 유사도 점수를 산출한 예시를 두 가지 제시한다. 높은 유사도 점수를 가진 예시 한 개와 낮은 점수를 가진 예시 한 개를 각각 제시한다.

특허 번호: 10209063

출원인: X Development LLC

도시: Mountain View

유사도 점수: 0.61 (높음)

특허 기술서: (1) Robots may be programmed to perform a variety of tasks such as, for example, autonomous or semi-autonomous navigation, manipulating objects (e.g., repositioning an object, altering an object, and/or picking up an object and moving it to a different location), transporting objects

(without necessarily manipulating those objects), monitoring environmental conditions, functioning as "video conferencing on wheels", and so forth. 지면 관계상 생략.

특허 번호: 10137757

출원인:BEHR GmbH & Co. KG

도시:Stuttgart

유사도 점수: 0.22 (낮음)

특허 기술서: The invention relates to an air conditioning system for heating and air conditioning a motor vehicle, comprising a first heat exchanger and a second heat exchanger, the air conditioning system having a first flow channel and a second flow channel and flow being able to pass around both heat exchangers along the second flow channel and around only the first heat exchanger along the first flow channel. 지면 관계상 생략.

로봇 가격

아쉽게도, 국제로봇연맹(International Federation of Robotics, IFR)은 더 이상 로봇의 가격 정보를 제공하지 않는다. IFR은 2009년까지 각 유닛당 평균 단가 형태로, 2005년까지 가격 지수 형태로 각각 로봇 가격을 제공하였다. Klump et al. (2021)와 Jurkat et al. (2022)는 이 주제에 대한 심층적인 정보를 제공한다.¹⁰ 로봇 가격을 구하는 대안적 방법은 Fernandez-Macias et al. (2021)의 접근법을 따르는 것으로, UN Comtrade 데이터를 활용하는 것이다.¹¹ 그들의 연구에서 IFR이 제공해왔던 로봇 가격과 그들이 UN Comtrade로 추정된 로봇 가격이 유사한 트렌드를 가짐을 보였다. 본 연구는 이 방법을 채택하였으며, 그들의 그림 3과 A1에서 IFR과 UN Comtrade 데이터에 기반한 로봇 가격 추세가 유사함을 보여준다.¹² 또한, 이들은 로봇 가격이 지속적으로 하락해 왔음을 제시한다.

자본 가격

이 절에서 말하는 자본이란 로봇과 비로봇을 모두 합친 자본이다. Karabarbounis and Neiman (2014)(이하 KN)은 KLEMS 데이터를 사용하여 자본가격을 산출하였다. 본 논문은 이 방법을 복제하여 자본가격을 산출한다 (복제를 하였기 때문에 동일한 국가와 연도에서 KN의 산출값과 본 논문의 산출값은 일치한다). 이후 다음 절에서 '비로봇 자본가격'의 엄밀한 도출을 상세히 설명한다. 이렇게 구한 비로봇 자본가격은 제

¹⁰ 이들은 다음과 같이 언급하였다. "가격정보 산출에 상당한 노력이 소모되고 규정 준수 문제로 인해, IFR은 더 이상 가격 지수 구축을 지속하지 않고 있다."

¹¹ <https://comtradeplus.un.org/>

¹² 로봇 가격 변수의 생성 과정은 다음과 같다: UN Comtrade는 '기계 및 기계장치; 산업용 로봇, 달리 분류되지 않거나 포함되지 않는 것(HS847950)'에 대한 연간 수출입 금액 및 수량을 제공한다. 따라서 본 논문은 이 금액을 수량으로 나누어 로봇 가격을 추론한다.

6장과 제7장의 전반에서 일관되게 사용된다. 산출된 데이터에 따르면, 비로봇 자본의 가격은 지난 15년간 전반적으로 상승하였으며, 이는 부록 I의 그림 10에 제시되어 있다. 이러한 현상은 자본 가격이 전 세계적으로 하락하였다는 KN의 주장과 모순되는 것처럼 보일 수 있다. 그러나 이는 시간과 국가의 차이에서 기인하는 자연스럽고 모순되지 않은 현상이다. 그림 10에서 자본 가격은 약 2000년부터 상승하기 시작했으나, KN의 자본가격 하락은 2000년 이전의 현상을 관찰한 것이다. 더욱이, 그들의 자본가격은 전 세계 모든 국가의 데이터를 집계한 반면, 본 연구의 분석은 9개로 선정된 유럽 국가에 대해서만 국가별로 데이터를 제시하므로 KN과 차이가 있는 것이 자연스럽다.

비로봇 자본 가격

로봇과 비로봇을 모두 포괄하는 총 자본을 K 로 표기한다. 또한, 로봇 자본과 비로봇 자본을 각각 M 과 R 로 표기한다. 그러면 다음이 성립한다.

$$\text{gr_Price}_K = \text{gr_Price}_M \frac{\text{Cost}_M}{\text{Cost}_K} + \text{gr_Price}_R \frac{\text{Cost}_R}{\text{Cost}_K}$$

여기서 'gr'은 성장률(growth rate)을 나타낸다. 이 식이 시사하는 바는 가격의 수준(level)과 규모(scale)가 성장률 관계에서 중요하지 않다는 것이다. 위 식은 다음과 같이 정리할 수 있다. 여기서 α 는 $\text{Cost}_M / \text{Cost}_K$ 이다. 이로써 비로봇 자본 가격의 성장률 변수가 도출되었다.

$$\text{gr_Price}_R = \frac{\text{gr_Price}_K - \text{gr_Price}_M \times \alpha}{1 - \alpha}$$

총 자본 가격의 성장률(gr_Price_K)은 앞 절에서 설명한대로 KN의 방법을 복제하여 구하였다. 이의 상세한 설명은 부록 C에서 제공된다. 총 자본으로 투입된 비용(Cost_K)값은 KLEMS 데이터에서 확보하였다. 이에 대한 자세한 설명은 부록 D에서 제공된다.

산업 및 국가별 Cost_M 을 추정할 수 있는 방법은 두 가지가 있다. 첫 번째 접근법은 제6장3절에서 소개할 방법이며, 이를 통해 $\text{Cost}_M / \text{Cost}_L = 2.813\%$ 으로 추정한다. 그런데 Cost_L (노동투입 비용)은 KLEMS 데이터에서 확보가능하므로 Cost_M 을 산출할 수 있다. 그러나 이 접근법은 Cost_L 값에 크게 의존하므로, $\text{Cost}_M / \text{Cost}_L$ 의 추정값이 산업 및 국가에 따라 크게 상이할 수 있다는 우려가 있다. 따라서 아래와 같은 대안적 접근법을 제안하며, 본 논문에서 사용한다.

대안적 접근법은 부록 E.1.에 상세히 기술된 방법을 사용한다. 이 방법을 통하면 OMach의 비용과 로봇의 비용 간의 비율이 13.595 : 2.149로 도출된다. 여기서 OMach란 KLEMS 데이터에서의 기계(machinery) 및 장비(equipment)를 의미한다. KLEMS는 산업 및 국가별로 상세한 OMach의 비용 자료를 제공하고 있으므로, 자연스럽게 산업 및 국가별로 상세한 로봇 비용(Cost_M) 추정값을 구할 수 있다. 이 접근법은 노동 비용(Cost_L)을 사용하지 않아도 되므로 더 신뢰성이 높다. 결과적으로, 이 두 번째 접근법을 활용하여

$Cost_M$ 을 추정하면 α 가 추정되고, 따라서 위의 방정식에 의해 비로봇 자본의 가격(gr_Price_R)을 구할 수 있다.

임금

임금 변수는 KLEMS 데이터에서 직접적으로 제공되므로 곧바로 사용하면 된다.

제5장. 기술 통계량

본 장에서는 주요 변수에 대한 기술 통계표와 함께, 특히 변수(로봇 자동화 유사성 점수, P) 및 인지 과업 점수(C)의 국가별 추이를 제시한다. 제4장에서 정의했던 바와 같이, P 와 C 의 5년간 성장률이 회귀분석에서 로봇 혁신(RI)과 인간 혁신(HI)이라는 내생변수로 사용된다.

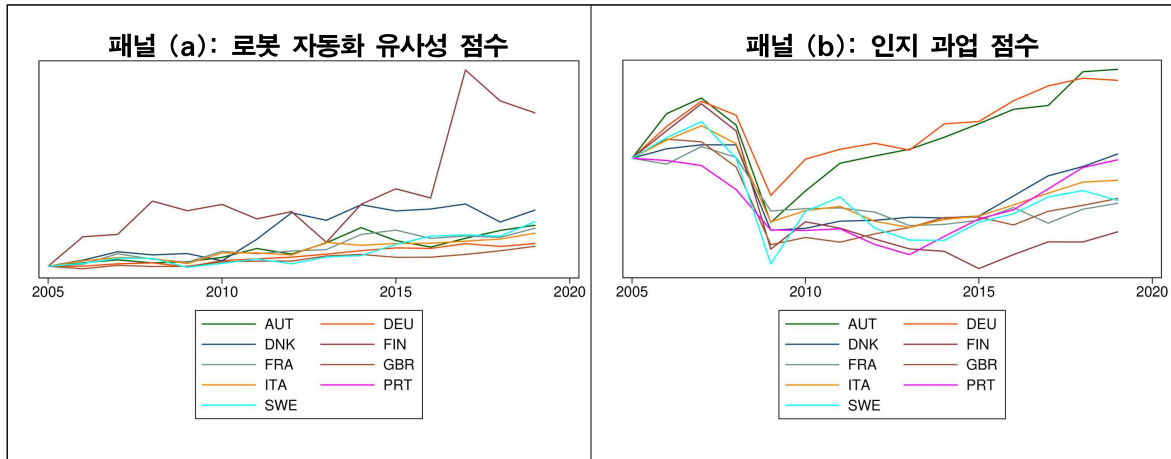
표 1은 KLEMS와 OECD-STAN 데이터에서 얻은 기술통계량을 제공한다. 두 데이터 간 수치의 유사성은 두 데이터가 거의 동일한 국민계정 시계열을 활용하고 있기 때문인데, 특히 EU KLEMS는 산출량, 부가가치, 고용량 자료를 OECD-STAN에서 그대로 도입하고 있음을 명시적으로 밝혔다. 표 1에서 보이는 $W \times L$ 은 평균임금에 고용량을 곱한 수치로, 인간의 노동력 사용으로 투입된 비용을 의미하며, $R \times K$ 는 총자본 가격에 자본량을 곱한 수치로, 자본 사용으로 투입된 비용을 의미한다.

표 1 KLEMS 및 OECD-STAN 기술통계

국가	$W \times L$		$R \times K$		부가가치		노동소득분배율	
	STAN	KLEMS	STAN	KLEMS	STAN	KLEMS	STAN	KLEMS
USA	867,789	851,834	292,456	308,662	1,647,140	1,593,719	52.85	53.60
DEU	366,787	366,806	104,117	104,034	569,189	570,196	64.67	64.57
SWE	256,507	256,540	115,040	124,370	502,728	502,728	51.17	51.18
DNK	219,076	226,496	199,337	220,713	410,478	426,533	55.33	54.87
ITA	140,568	140,568	57,107	54,924	253,368	253,353	55.60	55.60
FRA	135,093	135,098	52,379	41,244	226,181	226,181	59.74	59.74
GBR	110,603	109,347	26,230	25,535	171,778	170,498	64.45	64.19
AUT	28,106	29,959	9,427	12,090	51,011	54,254	55.22	55.31
FIN	17,100	17,979	7,512	7,204	33,112	34,848	51.91	51.85
PRT	11,537	12,897	3,166	3,166	20,575	23,030	56.06	55.99
합계	215,317	214,753	86,677	90,194	388,556	385,534	56.75	56.69

한편, 그림 5는 로봇 혁신의 대리지표(패널(a))와 인간 혁신의 대리지표(패널 (b))를 보여준다. 로봇자동화와 관련된 특허 등록 수는 꾸준한 증가를 보이며, 특히 핀란드에서 두드러진다. 반면 인지 과업을 수행하는 근로자의 비중은 2009년에 급락을 보인 후 저점에서부터 꾸준히 증가하고 있다. 이러한 회복 추세에도 불구하고, 인지 지표의 상승 폭은 2009년의 하락분을 상쇄하기에 충분하지 않아, 이 지표의 5년간 성장률이 음(-)의 값을 나타내는 경우가 많다. 로봇혁신 지표와 인간혁신 지표는 이렇게 상이한 추이를 보임을 알 수 있다.

그림 5 로봇 혁신과 인간 혁신의 대리변수



제6장. 회귀분석

제1절. 회귀 방정식

제3장 2절에서 제시했던 식 (6)을 다시 쓰면 다음과 같다.

$$(7) \quad \begin{aligned} d\ln(S_L) = & -1 \cdot d\ln(\text{Markup}) + (\alpha_2) \cdot dI + (\alpha_3) \cdot dN \\ & + (\alpha_4) \cdot d\ln(W) + (\alpha_5) \cdot d\ln(\psi) + (\alpha_6) \cdot d\ln(R) \\ & + (\alpha_7) \cdot d\ln(\gamma) \end{aligned}$$

⇔

$$\begin{aligned} \text{노동소득분배율변화율}_{cst} = & (\alpha_1) \cdot \text{마크업변화율}_{cst} \\ & + (\alpha_2) \cdot \text{로봇혁신변화분}_{cst} + (\alpha_3) \cdot \text{인간혁신변화분}_{cst} \\ & + (\alpha_4) \cdot \text{임금변화율}_{cst} + (\alpha_5) \cdot \text{로봇가격변화율}_{cst} \\ & + (\alpha_6) \cdot \text{비로봇자본가격변화율}_{cst} \\ & + \lambda_c + \lambda_s + \lambda_t + \lambda_{cs} + \epsilon_{cst} \end{aligned}$$

하첨자 c, s, t 는 국가, 산업, 연도를 의미한다. S_L 은 노동소득분배율, I 는 로봇 혁신, N 은 인간 혁신, W 는 노동 가격, ψ 는 로봇 가격, R 은 비로봇 자본 가격, γ 는 노동 생산성을 의미한다. 요소 가격과 노동 소득분배율 변수들은 모두 $d\ln(\)$ 형태를 갖는데, $d\ln(x)$ 는 변수 x 의 장기 증가율 변수이다. 본 논문에서는 5년간의 변화율로 측정한다. 다만 로봇 혁신과 인간 혁신의 변수들은 dI, dN 형태를 띠는데, 이는 그림 3에서 설명했듯이 본 논문의 모형에서 I 와 N 은 연속적 과업 공간 위의 경계점이기 때문이다. 경제학적으로 설명하면, dI 는 로봇이 새롭게 수행할 수 있게 된 과업의 절대적 범위를 의미하며, dN 은 인간이 새롭게 창출한 과업의 절대적 범위를 의미한다. 이는 요소가격 변수들과 근본적으로 다른데, 예컨대 임금이 100에서 110으로 오르는 것과 1,000에서 1,100으로 오르는 것은 수준이 다르므로 퍼센트 변화($d\ln(W)$)로 표준화해야 비교 가능하다. 하지만 과업 경계점은 I 와 N 의 절대적인 값이 무의미하다. 예컨대 $(N-1 = 9) \sim (N = 10)$ 인 경우와 $(N-1 = 99) \sim (N = 100)$ 인 경우는 I 가 $(N-1) \sim (N)$ 이라는 연속적 실수 공간에서 위치하는 상대적인 경계점만 똑같다면, 경제학적 의미로 둘 다 무차별하다. 따라서 퍼센트 변화가 아니라 절대 변화분(dI, dN)이 적절한 단위이다.

마크업의 계수는 모형에서 이론적으로 -1로 도출된다. 만약 기업단위 데이터에서 마크업과 노동소득분배율의 상관관계를 회귀분석으로 측정한다면 거의 -1에 근접한 유의미한 계수값을 얻을 것이다. 하지만 본 논문의 회귀분석은 국가·산업별 데이터이기 때문에 완벽한 -1 값을 얻지는 못할 것이다.

제2절. 회귀분석 결과

표 2는 회귀분석 결과를 제시한다. 가독성을 높이기 위해 계수와 표준오차 모두 100을 곱하였다. 식 (6)을 살펴보면, $d\ln(W), d\ln(\psi), d\ln(R)$ 의 회귀계수의 합이 0임을 알 수 있다 (즉, $(\alpha_4) + (\alpha_5) + (\alpha_6) = 0$). 따라서 표 2의 모든 회귀분석은 이 제약을 반영한 계수제약 회귀분석이다. 열 (2)와 (3)에서는 RI와 HI를 각각 특허유사도 시프트웨어와 인지과업점수 시프트웨어로 도구변수화 하였다. 예를 들어, 열 (3)에서 First-stage F 통계량은 22.132로, 도구변수의 적합성에 대한 경험적 기준인 10을 크게 상회한다. 열 (3)의 설정이 본 논문 전반에 걸친 기준모형으로 사용될 것이다. 잠재적인 시계열상관 문제에 대응하기 위해, 열 (2)에서는 100회 와일드 부트스트랩을 적용한 표준오차를 사용하였으며, 열 (1)과 (3)에서는 국가 및 산업별 군집화(Clustering)를 적용하였다.

패널 데이터의 시계열상관으로 인한 문제를 완화하기 위해, 연구자들은 흔히 군집 강건 표준오차나 부트스트랩 방법을 사용한다. 그러나 군집의 수가 적거나 군집 내 표본 크기가 제한적일 경우, 표준적인 추론 기법은 신뢰할 수 없는 결과를 산출할 수 있다. Cameron et al. (2008)은 이러한 상황에서 와일드 군집 부트스트랩 방법의 사용을 제안하였다. 이 접근법은 군집 수가 제한적인 상황에서도 군집 내 상관과 이분산성을 수용함으로써 추론의 정확성을 높인다. 그들의 시뮬레이션 연구는 와일드 군집 부트스트랩이 기존 방법에 비해 더 신뢰할 수 있는 p값과 신뢰구간을 제공함을 보여주며, 잠재적 시계열상관이 존재하는 군집 데이터 환경에서의 추론에 강건한 해결책을 제시한다. 열 (2)의 로봇혁신변화분의 와일드 부트스트랩 결과는 p값이 0.035이며 95% 신뢰구간이 -0.911에서 -0.832까지임을 나타낸다.

표 2 회귀분석 결과

	OLS Cluster	IV Wild Bootstrap	IV Cluster
	(1)	(2)	(3)
α_1 : 마크업변화율	-87.288*** (2.850)	-86.103*** (1.469)	-86.103*** (2.688)
α_2 : 로봇혁신변화분(d RI)	0.012 (0.054)	-1.379** (0.671)	-1.379** (0.698)
α_3 : 인간혁신변화분(d HI)	0.241 (0.286)	0.607 (0.705)	0.607 (0.935)
α_4 : 임금변화율	11.915*** (3.587)	11.940*** (1.559)	11.940*** (3.743)
α_5 : 로봇가격변화율	-1.958* (1.139)	-1.394 (1.147)	-1.394 (1.485)
α_6 : 비로봇자본가격변화율	-9.957*** (3.496)	-10.546*** (1.681)	-10.546*** (3.638)
관측치 수	783	783	783
R^2	0.941	0.907	0.907

가독성을 높이기 위해 계수와 표준오차에 100을 곱하여 표시하였다.

고정효과를 보고하지 않았다.

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

식 (7)에서, 마크업변화율에 대한 회귀계수는 이론적으로 -1과 같아야 한다. 실제 회귀분석 결과는 이에 일관되게 추정된 계수들이 모든 열에서 약 -0.86으로 이론값에 근접한다. 이러한 수렴은 본 논문의 실증 방법론의 강건성을 보여준다.

본 논문의 주요 관심사는 로봇혁신(RI)과 인간혁신(HI)가 노동소득분배율에 미치는 영향이다. 다른 모든 요소가격 요인은 내생적이므로 그 계수의 해석의 중요성은 상대적으로 낮다. 로봇 가격과 비로봇 자본 가격은 노동소득분배율과의 간접적 관계로 인해 내생성 우려가 상대적으로 적다. 이런 이유로, Karabarbounis and Neiman (2014)도 노동소득분배율에 대한 회귀분석에서 자본 가격을 도구변수 없이 설명변수로 사용하여 회귀계수를 그대로 해석한 바 있다. 반면, 임금은 고용을 통해 노동소득분배율과 직접적으로 상관되므로 내생성 우려가 크다. 이 문제를 해결하기 위해 본 논문은 $(\alpha_4) + (\alpha_5) + (\alpha_6) = 0$ 이라는 제약을 부과하였다.

내생적인 요소가격의 포함이 Angrist and Pischke (2008)의 용어로 ‘나쁜 통제변수 (bad control)’에 해당한다는 비판이 있을 수 있다. 나쁜 통제변수는 통제변수가 종속변수와 설명변수 모두와 동시에 상관될 때 발생한다. 이를 완화하기 위해 본 연구에서는 시프트-웨어를 이용한 두 개의 도구변수를 사용하였다.

기준모형 (열 3)에서, 로봇 혁신(RI)의 계수는 통계적으로 유의한 음(-)의 효과를 보이는 반면, 인간 혁신

(HI)은 양(+)이지만 통계적으로 유의하지 않은 효과를 나타낸다. 이는 로봇 혁신이 노동소득분배율을 실질적으로 감소시키는 반면, 인간 혁신의 효과는 통계적 강건성이 부족함을 시사한다. RI의 유의한 음(-)의 계수는 과업 대체 메커니즘과 부합한다: 로봇 기술이 성숙하고 확산됨에 따라 인간이 하던 루틴 과업과 일부 비루틴 과업을 대체하여 노동에 귀속되는 소득을 감소시킨다. 이 계수는 2000년대 중반 이후 산업용 로봇의 급속한 확산을 포착하며, 로봇이 인간 노동의 효과적인 대체제가 된 상황을 반영한다.

중요한 점은, HI가 노동소득분배율과 양(+)의 관계를 보이지만, 계수값이 통계적으로 유의하지 않다는 점이다. 이는 HI가 분석 기간(2005~2019) 동안 오히려 감소하였다는 점이 반영되었다. 인간 혁신의 이러한 감소는 노동소득분배율과의 양(+)의 관계와 결합되어 노동소득분배율의 소폭의 하락에 기여한다. HI의 감소 추세는 로봇의 능력을 넘어서는 과업 창출이 줄어들고 있음을 시사하며, 이는 로봇 자동화 쪽으로 균형을 더욱 기울게 하여 분석 대상 경제 전반에서 관찰되는 노동소득분배율 하락을 설명할 수 있다.

제3절. S_M^T 의 추정

S_M^T 는 노동비용과 로봇비용을 합산한 총 과업 비용에서 로봇비용이 차지하는 비중을 나타낸다. 이 지표는 본 장의 분석에 핵심적이다. 안타깝게도 이 값을 직접 정량화한 공식 데이터는 존재하지 않으므로, 정확한 추정을 위해 다수의 자료원에 의존할 필요가 있다. S_M^T 의 추정 방법에 대한 상세한 설명은 부록 E를 참조하기 바란다. 이용 가능한 모든 정보를 종합하여, 본 논문은 제조업 전체에 대한 S_M^T 을 2.813%로 추정한다. 부록 E.1에 상세히 기술된 대안적 방법은 S_M^T 값을 2.104%로 추정한다. 그러나 저자는 2.813%로 추정한 방법이 더 정확하고 신뢰할 수 있다고 판단하여, 2.813% 값을 2.813%로 결론짓고 사용한다.

제4절. σ 와 ζ 의 추정

식 (6)과 회귀분석 결과를 활용하여 σ 와 ζ 의 값을 추정할 수 있다. σ 는 통합 과업(T)과 비로봇 자본 간의 대체탄력성을 나타낸다. 주목할 점은, 노동비용이 통합과업 비용의 97.2%를 차지하고, 비로봇 자본이 ‘전체’ 자본비용의 91.1%를 차지한다는 것이다. 따라서 σ 는 노동과 전체자본 간 대체탄력성의 근사적 대리 변수로 기능한다.

노동과 전체자본 간 대체탄력성에 관한 문헌은 방대하다. 반면 과업과 다른 과업 간의 대체탄력성인 ζ 에 대해서는 상대적으로 관심이 적었다. ζ 는 과업의 통합 수준(T)에서 노동과 로봇 간의 대체탄력성으로도 해석될 수 있다.¹³ 더 나아가, 저자가 아는 한, 노동과 비로봇 자본 간 대체탄력성과 노동과 로봇 자본 간 대체탄력성을 단일 프레임워크 내에서 동시에 추정한 선행 연구는 존재하지 않는다. 본 논문의 기여 중

¹³ Acemoglu and Restrepo (2019)의 모형에서는 로봇 자본과 비로봇 자본을 구분하지 않고 전체 자본만을 사용한다. 따라서 그들 모형에서는 과업과 다른 과업 간 대체탄력성 측정치는 과업의 통합 수준에서 노동과 전체 자본 간의 대체탄력성으로 해석된다.

하나는 이러한 추정치를 제공하는 것이다.

이 두 가지 대체탄력성(σ 와 ζ)의 추정에 대한 상세한 방법은 부록 F에 제공되어 있다. 우선, $\sigma = 0.539$ 로 계산되며, 이의 95% 신뢰구간은 (0.284, 0.795)으로 통계적으로 0보다 크고 1보다 작다. σ 는 노동과 비로봇 자본 간 대체탄력성과 정확히 일치하지는 않지만, 앞서 언급한 바와 같이 이 탄력성의 근사적 대리 변수로 기능할 수 있다. 부록 G에서는 σ 의 추정치를 활용하여 노동과 비로봇 자본 간 대체탄력성의 엄밀하게 수학적 추정을 제시한다. 이러한 대체탄력성은 Karabarbounis and Neiman (2014)와 Glover and Short (2020)이 사용한 정의와 밀접하게 부합하며, 부록 G에서의 엄밀한 추정치는 통계적으로 유의한 0.539에서 0.667 사이의 범위를 가진다. 따라서 이 결과는 노동과 비로봇 자본 간 대체탄력성이 1보다 작아, 양자 간에 총보완(gross complementary) 관계가 존재한다는 추가적 실증 근거를 제공함으로써 문헌에 기여한다. 이 결과는 Chirinko (2008), Grossman and Oberfield (2022), Glover and Short (2020)이 시사한 바와 같이 대부분의 문헌에 의해 뒷받침된다.

한편, $\zeta = 0.736$ 으로 추정되며, 95% 신뢰구간은 -0.200에서 1.673이다. 이 추정치는 ζ 값을 약 1.9로 보고한 DeCanio (2016)의 결과보다 다소 낮다. ζ 의 신뢰구간이 1보다 큰 값과 작은 값을 모두 포함하므로, ζ 가 1을 초과하는지 미달하는지는 통계적으로 모호한 상태로 남는다. 따라서 이후 분석에서는 ζ 가 1에 근사한다고 가정한다.

마지막으로, σ 와 ζ 의 값에 의해 결정되는 항인 $-(1-\zeta) + S_K^f(1-\sigma)$ 를 추정한다. 이 항은 식 (6)에 빈번하게 등장하며, 요소가격 요인이 노동소득분배율에 미치는 영향을 이해하는 데 핵심적인 역할을 한다. 이 항의 추정치는 -0.155이며, 95% 신뢰구간은 -1.094에서 0.783이다. 신뢰구간이 음의 값과 양의 값을 모두 포함하므로, 이 항이 양인지 음인지는 통계적으로 판별할 수 없다. 따라서 이후 분석에서는 이 항이 0에 근사한다는 가정하에 진행한다.

제5절. 직접 효과와 간접 효과

앞서 언급한 바와 같이, 로봇 혁신(RI)의 계수는 유의한 음(-)의 효과를 보이는 반면, 인간 혁신(HI)은 통계적 유의성이 부족하다. 이 결과는 제3장 2절에서 설명했었던 직접 효과와 간접 효과의 개념적 틀을 통해 이해할 수 있다. 본 논문은 P_T 를 경유하지 않는 효과를 직접 효과로 정의하고, P_T 를 통해 작용하는 효과를 간접 효과로 정의한다. 식 (6)에서, ㉠과 ㉡는 직접 효과이며, ㉢×㉣와 ㉢×㉤는 간접 효과이다.

핵심적으로, ㉢, 즉 $-(1-\zeta) + S_K^f(1-\sigma)$ 는 통계적으로 0이다. 결과적으로, 두 간접 효과인 ㉢×㉣와 ㉢×㉤ 모두 통계적으로 유의하지 않게 된다. 주목할 점은, 모델의 자세한 전개과정을 설명한 부록 A.2에서 사용한 가정 1하에서, ㉣의 부호는 ζ 의 부호와 관계없이 무조건 음(-)이라는 것이다. 이는 로봇이 인간이 수행하던 과업을 대체할 때, 통합 과업의 가격인 P_T 가 하락함을 의미한다. 이러한 P_T 의 하락은 다시

$-(1-\zeta) + S_K^f(1-\sigma)$ 항에 의해 조정된다. $-(1-\zeta) + S_K^f(1-\sigma)$ 항은 통합 과업 가격(P_T)에 대한 노동소득분배율의 편미분이다. 따라서 노동소득분배율에 대한 간접 효과의 부호는 $-(1-\zeta) + S_K^f(1-\sigma)$ 의 부호에 결정적으로 의존하는데, 이를 본 논문에서는 0으로 추정하였다. 따라서 간접효과는 로봇혁신이든 인간혁신의 경우든 0 이다. 특히, 로봇혁신(RI)의 간접 효과가 유의하지 않고 RI의 전체 효과가 유의한 음(-)의 값을 가지므로, 직접 효과를 나타내는 ㉔항이 유의하게 음(-)의 값을 가져야 함을 추론할 수 있다.

이하의 절에서는 요소가격의 결정요인 분해와 대체탄력성이라는 부차적인 주제를 다룬다. 저지는 요소가격 요인에 내재한 내생성 문제로 인해 이들을 부차적인 주제로 분류한다.

제6절. 가격 요인이 노동소득분배율에 미치는 효과

제1항. 임금

회귀분석 결과는 요소가격과 노동소득분배율 간의 관계에 대해 중요한 시사점을 제공한다. 본 논문의 분석은 임금과 노동소득분배율 간에 양(+의 상관관계가 있음을 밝힌다. 이 관계는 모형에서 $\sigma < 1$ 로 나타나는 노동과 비로봇 자본 간의 총보완성(gross complementary) 개념을 통해 이해할 수 있다.

이 관계의 기저에 있는 메커니즘은 다음과 같이 설명된다. 임금이 상승할 때, 노동의 사용량은 이러한 임금의 상승에 비례하여 감소하지 않는다. 이러한 반응은 임금이 상승할 때 노동에 귀속되는 비용의 전반적인 증가를 초래한다. 결과적으로, 더 큰 비용 비중이 노동으로 배분되어 노동소득분배율이 상승하게 된다.

기술적으로 말하면, 로봇 비용 비중인 S_M^T 는 0.028이라는 매우 작은 값이다. 이는 임금이 변할 때, 총비용 측면에서 노동과 로봇 간의 대체가 유의미한 효과를 갖지 않으며, 노동과 비로봇 자본 간의 대체가 더 중요한 역할을 함을 의미한다. 본질적으로, 회귀분석에서 임금의 계수값인 (α_4)가 유의미한 양(+의)임을 결정하는 조건은 근본적으로 $\sigma < 1$, 즉 노동과 비로봇 자본간의 대체탄력성이 1보다 작음에 있다. 왜냐면 당연히 S_K^f 와 S_L^T 는 모두 양수이기 때문이다.

$$\begin{aligned} \textcircled{\alpha_4} &= (1-\zeta) + \left(-(1-\zeta) + S_K^f(1-\sigma) \right) S_L^T \\ &= (1-\zeta)(1-S_L^T) + S_K^f(1-\sigma)S_L^T \\ &= (1-\zeta)(S_M^T) + S_K^f(1-\sigma)S_L^T \\ &= 0.007 + S_K^f(1-\sigma)S_L^T \\ &\approx S_K^f(1-\sigma)S_L^T = 0.105 > 0. \end{aligned}$$

제2항. 비로봇 자본 가격

기저 원리는 위에서 보았던 임금의 경우와 유사하다. 비로봇 자본의 가격이 상승하더라도 그 이용량이 비례적으로 감소하지 않는다. 이러한 반응은 비로봇 자본에 투입되는 비용의 증가를 초래하며, 결과적으로 노동에 귀속되는 상대적 비용의 감소로 이어진다. 그 결과 총비용에서 노동에 배분되는 비중이 줄어들어 노동소득분배율이 하락하게 된다. 기술적 관점에서, (α_6) 가 유의미한 음(-)의 값인 이유는 본질적으로 $\sigma < 1$ 이다.

$$(8) \quad \alpha_6 = - \left[S_K^f (1 - \sigma) \right] < 0$$

제3항. 로봇 가격

한편, 회귀분석 결과는 로봇 가격과 노동소득분배율 간에 통계적으로 유의하지 않은 관계를 나타낸다. 이러한 비유의성을 기술적으로 설명하면, 제6장 5절에서 보인 바와 같이 $-(1 - \zeta) + S_K^f (1 - \sigma) \approx 0$ 이라는 조건에서 기인한다.

$$(9) \quad \alpha_5 = \left(-(1 - \zeta) + S_K^f (1 - \sigma) \right) S_M^T \approx 0$$

이 결과는 로봇 가격의 변화가 노동소득분배율에 미치는 영향이 미미함을 시사한다. 저자는 미래에는 생산에서 로봇 비용이 차지하는 비중(S_M^T)이 증가할 것으로 예상한다. 그럼에도 불구하고, $-(1 - \zeta) + S_K^f (1 - \sigma) \approx 0$ 가 0에 근사하므로 로봇 가격의 계수가 유의성을 획득할 가능성은 낮다고 본다. 결과적으로, 미래 시나리오에서도 노동소득분배율은 로봇 가격의 변화에 의해 크게 영향받지 않을 것이다. 이 결과는 로봇 혁신(품질 향상)이 노동소득분배율에 음(-)의 영향을 미친다는 결과과 대조적이다. 이 두 가지 상이한 효과, 즉 품질 향상과 가격 하락을 구별하는 것이 중요하다. 전자는 로봇이 이전에는 할 수 없었던 과업을 수행가능하게 되는 현상이며, 후자는 이미 존재했던 기술을 더 싸고 쉽게 사용할 수 있게 되는 현상이다.

제7장. 기여도 분석

본 연구는 노동소득분배율의 변화에 미치는 요인들을 로봇 혁신(RI)와 인간 혁신(HI)을 중심으로 분석하였다. 분석 결과, 로봇 혁신은 노동소득분배율에 유의한 음의 영향을 미치는 반면, 인간 혁신은 무시할 수 있을 정도의 미미한 양의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 제5장에서 인간 혁신이 2000년부터 2020년 사이에 전반적으로 음의 방향으로 정체되었음을 보였다. 따라서 이러한 정체는 노동소득분배율 하락에 기여한다. 이와 대조적으로 로봇 혁신은 급속히 진전되었으며 그 영향이 유의하였다. 따라서 이러한 로봇 혁신

은 노동소득분배율을 크게 하락 시킨다. 이 발견이 본 논문의 주요한 기여점이다. 본 장에서는 로봇 혁신과 인간 혁신이 노동소득분배율에 미치는 효과의 방향과 크기를 상세히 논의한다.

간결성을 위하여, 이하에서 논의할 그림들은 국가 수준 및 산업 수준의 변이에 초점을 맞춘다. 따라서 그림에 제시된 값들은 국가 수준 또는 산업 수준으로 합산된 데이터로부터 도출된 것이다. 합산 과정에서 부가가치를 가중치로 사용하였다.

그림 6 기여도 분석

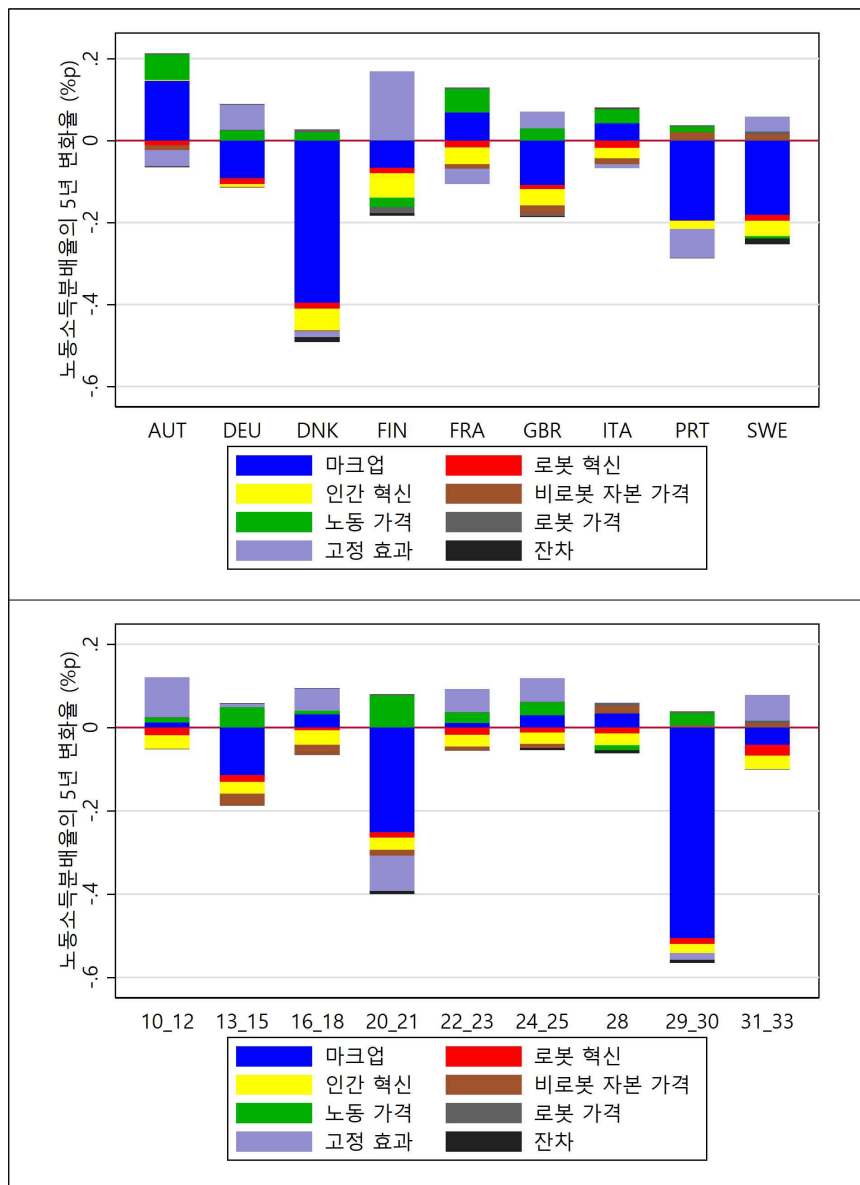


그림 6에 따르면, 마크업이 노동소득분배율에 영향을 미치는 가장 지배적인 요인으로 나타난다. 이는 자연스러운 결과인데, 본 논문에서 사용한 모형이 이미 노동소득분배율과 마크업의 고정적인 -1 관계를 예측하였기 때문이다. 또한 마크업은 최근 수년간 지배적으로 증가하였다. 마크업의 노동소득분배율에 대한 영

향은 국가별로 상이하게 나타나는데, 예를 들어 덴마크는 양의 마크업 성장을 보이며, 결과적으로 노동소득분배율을 하락시킨다.

반면, 거의 모든 국가에서 로봇 혁신이 크게 증가해왔으며, 이 때문에 노동소득분배율은 하락하였다. 회귀 분석 결과에서 인간 혁신은 노동소득분배율과 양의 관계를 갖는데, 2000년대 이후에 전반적으로 인간 혁신이 오히려 쇠퇴한 결과, 노동소득분배율은 하락하게 되었다. 임금은 노동소득분배율과 양의 관계를 갖는데, 임금이 꾸준히 성장을 하였기 때문에 노동소득분배율은 증가하였다. 한편, Karabarbounis and Neiman (2014)은 1975~2007년 까지의 노동소득분배율의 하락은 자본가격 하락의 원인이 가장 컸다고 주장했다. 하지만, 본 논문의 분석은 2005년 이후의 자본 가격은 9개 주요 EU 국가들에서 오히려 상승해왔으며, 자본 가격은 노동소득분배율의 변동에 양(+)이 아니라 오히려 음(-)의 관계를 가짐을 보였다. 그 결과 자본 가격의 상승은 노동소득분배율을 감소시켰으나, 그 크기는 미미한 정도이다.

그림 6의 두 번째 패널은 제조업의 세부 산업 수준에서 노동소득분배율의 반응을 측정하였다. 마크업은 산업분류 20-21(화학 및 의약품 제조업)과 29-30(자동차 및 기타 운송장비 제조업)에서 가장 급격하게 노동소득분배율을 감소시켰다. 이러한 결과는 화학 및 자동차 산업군에 속하는 기업들이 부가가치의 상당 부분을 임금이 아닌 이윤으로 귀속시키고 있음을 시사한다.

제8장. 결론

본 연구는 과업 개념을 기반으로 한 일반균형모형의 틀에서 로봇 혁신(RI)과 인간 혁신(HI)의 역할을 실증적으로 분석함으로써 전 세계적인 노동소득분배율 하락에 대한 이해를 심화하고자 하였다. 주요 연구 질문은 로봇 혁신과 인간 혁신이 EU 각국 및 산업 부문에 걸쳐 노동소득분배율에 어떠한 영향을 미치는가에 관한 것이었다. 로봇 혁신과 인간 혁신을 모형에 통합하고 시프트-쉐어 도구변수를 활용하여 내생성 문제에 대응하였다.

실증 분석 결과, 로봇 혁신은 노동소득분배율에 대해 통계적으로 유의한 음(-)의 효과를 나타낸 반면, 인간 혁신은 양(+)의 효과를 보이나 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다. 로봇 혁신의 유의한 음(-)의 회귀계수는 자동화 시스템이 인간 노동의 효과적인 대체재로 기능하게 된 2005년 이후 산업용 로봇 기술의 급속한 확산을 반영한다. 이러한 기술적 전환은 소득 흐름을 노동에서 자본으로 재배분하여, 노동소득분배율 하락에 기여하였다.

주목할 점은, 인간 혁신이 노동소득분배율과 양(+)의 관계를 보이지만, 데이터에 따르면 2005~2019년 연구 기간 동안 인간 혁신이 오히려 대체적으로 감소한 것으로 나타난다는 것이다. 이러한 감소는 노동소득분배율과의 양(+)의 관계와 결합되어, 결과적으로 노동소득분배율을 하락시켰다.

본 연구는 두 가지 측면에서 기존 선행연구에 기여한다. 첫째, Autor et al. (2024)와 같은 연구가 미국의 맥락에만 초점을 맞춘 반면, 본 연구는 EU 국가들의 환경을 분석하였다. 미국과 EU 간의 노동법상 구조적 차이가 존재한다는 점에서, EU 사례에 대한 연구는 귀중한 시사점을 제공한다. 둘째, 로봇 자동화와 인간 혁신에 대한 새로운 도구변수의 활용이 본 연구를 선행 연구와 차별화한다.

향후 연구 방향으로는 BvD Orbis Historical 데이터와 같은 기업 수준의 보다 세분화된 데이터를 활용하여 분석을 확장하는 것을 고려할 수 있다. 이를 통해 보다 풍부한 산업 부문 변동을 지닌 시프트-웨어 도구변수를 개발할 수 있을 것이다. 나아가, 로봇 혁신과 인간 혁신 간의 시간에 따른 동태적 상호작용을 연구하면 노동소득분배율에 영향을 미치는 장기적 추세에 대한 보다 심층적인 통찰을 얻을 수 있을 것이다. 아울러, 국가별로 상이한 회귀계수를 추정하면, 로봇 자동화와 인간 혁신이 각국의 경제에 미치는 영향에 대한 보다 구체적인 이해를 제공할 수 있을 것이다.

부록

부록 A: 모형

A.1: 가계

대표적 소비자(representative consumer)는 연속적 최종재를 소비하며, 계산의 단순화를 위해 최종재의 질량은 1로 가정한다. 또한 노동 공급에 따른 비효용(disutility)은 없는 것으로 가정한다. 대표적 소비자의 효용함수는 다음과 같은 형태를 취한다. 여기서 η 는 최종재와 다른 최종재 사이의 대체탄력성이다.

$$(10) \quad U = \left(\int_0^1 Y(i)^{\frac{\eta-1}{\eta}} di \right)^{\frac{\eta}{\eta-1}}$$

대표적 소비자의 예산 제약은 다음과 같다. 여기서 W_j, ψ, R 은 각각 과업 j 를 수행하는 노동의 임금, 로봇 가격, 비로봇 자본의 가격을 의미한다.

$$(11) \quad \int_0^1 P(i)Y(i)di = \int_0^1 \left(\int_{N-1}^N W_j l_j(i) dj + \int_{N-1}^N \psi m_j(i) dj + RK_i + \Pi_i \right) di$$

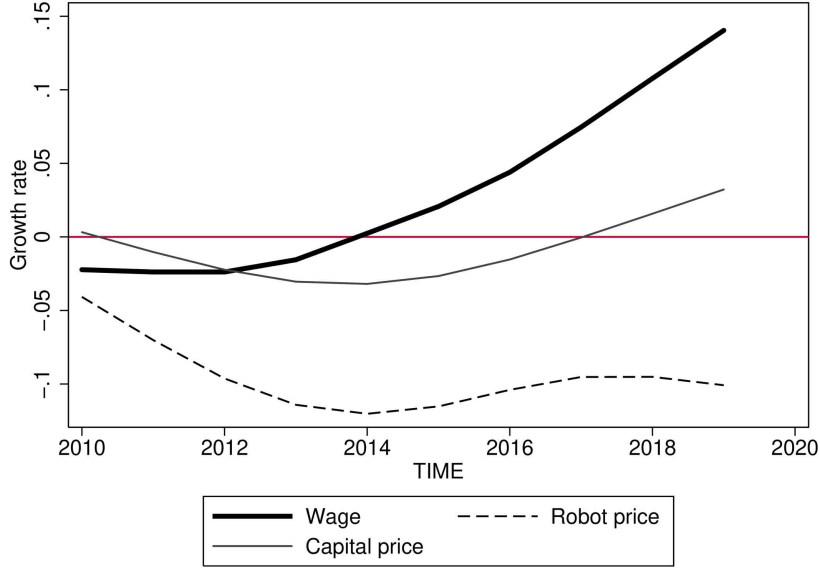
A.2: 노동소득분배율

단계별 상세한 유도 과정은 부록 B에서 제공한다. 본 논문은 모형의 균형을 도출하는 과정에서 대수적 계산을 단순화하기 위하여 로봇 및 노동 생산성과 관련된 다음의 가정을 한다.

가정 (1): $\psi < \frac{W_I}{\gamma_I}$

위의 가정은 I 이하의 과업 j 에 대해서는 로봇을 사용하는 것이 효율적임을 의미한다. 다시 말해, 기업이 노동을 로봇으로 대체할 수 있는 기술적 역량을 보유한 경우에는 언제나 로봇으로의 대체를 선호하게 된다. 이는 합리적인 가정으로, 특히 로봇 가격이 상당히 하락한 반면, 임금은 꾸준히 상승해 왔다는 점을 고려할 때 더욱 타당하다. 그림 7은 각 가격의 5년 성장률을 통해 이러한 추세를 보여준다.

그림 7 요소가격의 5년간 변화율



가정 (1)에 기초하여 기업의 비용 최소화 문제를 풀면, 요소 수요(factor demands), 통합 과업(agggregated tasks)의 가격, 그리고 기업 i 의 한계비용(marginal cost)은 다음과 같이 도출된다. 여기서 P_T 와 MC_i 는 각각 통합 과업의 가격과 기업 i 의 한계비용을 나타낸다.

$$(12) \quad l_j(i) = 0, \text{ if } j \leq I$$

$$(13) \quad l_j(i) = \gamma_j^{\zeta-1} \left(\frac{W_j}{P_T} \right)^{-\zeta} T(i), \text{ if } j > I$$

$$(14) \quad m_j(i) = \left(\frac{\psi}{P_T} \right)^{-\zeta} T(i), \text{ if } j \leq I$$

$$(15) \quad m_j(i) = 0, \text{ if } j > I$$

$$(16) \quad T(i) = \left(\frac{P_T}{MC(i)} \right)^{-\sigma} Y(i)$$

$$(17) \quad K(i) = \left(\frac{R}{MC(i)} \right)^{-\sigma} Y(i)$$

$$(18) \quad P_T = \left[(I - N + 1)\psi^{1-\zeta} + \int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj \right]^{\frac{1}{1-\zeta}}$$

$$(19) \quad MC(i) = \left[P_T^{1-\sigma} + R^{1-\sigma} \right]^{\frac{1}{1-\sigma}}$$

$$(20) \quad W_j l_j(i) = \left(\frac{W_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} \cdot P_T^\zeta \cdot T_i$$

부록 B: 모형의 상세 도출

B.1: 환경 (Environment)

대표적 가계(representative household)의 효용함수는 식 (21)과 같다.

$$(21) \quad U = \left(\int_0^1 Y(k)^{\frac{\eta-1}{\eta}} dk \right)^{\frac{\eta}{\eta-1}}$$

식 (24)와 (25)에 제시된 생산함수를 갖는 동질적인 기업 i 가 무한히 존재한다.

$$(22) \quad t_j(i) = m_j(i) + \gamma_j l_j(i) \quad \text{if } j \leq I$$

$$(23) \quad t_j(i) = \gamma_j l_j(i) \quad \text{if } j > I$$

$$(24) \quad T(i) = \left(\int_{N-1}^N t_j(i)^{\frac{\zeta-1}{\zeta}} dj \right)^{\frac{\zeta}{\zeta-1}}$$

$$(25) \quad Y(i) = \left(T(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + K(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

가정 (1)에 의해 식 (22)는 식 (26)으로 단순화된다. 이러한 가정이 없다면 대수적 계산이 지나치게 복잡해져 닫힌 해(closed-form solution)를 도출하기 어렵다. 이 가정이 함의하는 바는, 로봇의 사용이 기술적으로 가능한 과업인 경우에는 언제나 기업은 노동 대신 로봇을 선택한다는 것이다. 이는 로봇이 기술적으로 가능한 경우, 단위 생산당 로봇 사용 비용이 노동 사용 비용보다 낮기 때문이다.

$$(26) \quad t_j(i) = m_j(i) \quad \text{if } j \leq I$$

B.2: (단계 1) P_T 및 로봇*과 노동*의 최적 투입량 도출

비용 최소화 문제를 풀으로써 통합 과업 $T(i)$ 의 가격인 P_T 를 도출할 수 있다. 이 모델에서 요소 시장은 완전경쟁시장이다.

min cost(i) for $T(i)$ s.t. Equation(26), (23), and (24)

$$\Rightarrow \min \int_{N-1}^I \psi m_j dj + \int_I^N w_j l_j dj \quad \text{s.t.} \quad \left(\int_{N-1}^I m_j^{\frac{\zeta-1}{\zeta}} dj + \int_I^N (\gamma_j l_j)^{\frac{\zeta-1}{\zeta}} dj \right)^{\frac{\zeta}{\zeta-1}} = T(i)$$

\Rightarrow 위 식은 $T(i)$ 생산을 위한 최적의 로봇*과 노동* 투입량을 풀어낸다.

\Rightarrow 특히, $T(i) = 1$ 의 비용극소화 최적해는 $T(i)$ 의 가격, 즉 P_T 이다.

$$(27) \quad \Rightarrow P_T = \left[(I - N + 1)\psi^{1-\zeta} + \int_I^N \left(\frac{w_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj \right]^{\frac{1}{1-\zeta}}$$

B.3: (단계 2) $T(i)$ 와 $K(i)$ 의 최적 투입량 도출

다음 단계로, $Y(i)$ 를 생산하기 위한 $T(i)$ 와 $K(i)$ 의 최적 투입량을 구한다.

min cost(i) for $Y(i)$ s.t. Equation(25)

$$\Leftrightarrow \min P_T \cdot T(i) + R \cdot K(i) \quad \text{s.t.} \quad \text{Equation(25)}$$

\Rightarrow 위 식은 $Y(i)$ 를 생산하기 위한 최적의 $T(i)^*$ 와 $K(i)^*$ 투입량을 구한다.

\Rightarrow 특히, 비용극소화 해는 $Y(i)$ 생산을 위한 최소 비용이다.

$$\Rightarrow \begin{cases} T(i)^* = Y(i)P_T^{-\sigma} \\ K(i)^* = Y(i)R^{-\sigma} \\ \text{Cost for } Y(i) = Y(i) [P_T^{1-\sigma} + R^{1-\sigma}]^{\frac{1}{1-\sigma}} \\ \quad = Y(i) \times AC \\ \quad = Y(i) \end{cases}$$

일반성을 잃지 않고(WLOG), $[P_T^{1-\sigma} + R^{1-\sigma}]^{\frac{1}{1-\sigma}}$ 을 기준재(numeraire)로 설정한다. 이러한 기준재의 설정은 대수적 복잡성을 크게 단순화시킨다. 또한 $AC=1$ 로 설정하였으므로, MC 또한 1이 된다.

B.4: (단계 3) $Y(i)$ 에 대한 수요함수 도출

다음으로, 소비 비용을 최소화하는 해를 구함으로써 $Y(i)$ 에 대한 수요함수를 도출할 수 있다.

min cost for consumption s.t. Equation(21)

$$\Leftrightarrow \min \int_0^1 P(i)Y(i)di \text{ s.t. Equation(21)}$$

$$\Leftrightarrow Y(i) = \left(\frac{P(i)}{\mathbb{P}} \right)^{-\eta}, \text{ where } \mathbb{P} \equiv \left[\int_0^1 P(i)^{1-\eta} di \right]^{\frac{1}{1-\eta}}$$

B.5: (단계 4) 기업(i)의 이윤 도출

최종재 시장은 기업의 양(+의) 이윤을 허용하는 독점적 경쟁 시장이다. 지금까지 두 가지 사실을 도출하였다: (1) $Y(i)$ 에 대한 수요함수, (2) $Y(i)$ 를 생산하기 위한 최소 비용이다. 기업의 이윤극대화의 최적해는 다음을 산출한다.

$$P(i)^* = \frac{\eta}{\eta - 1}$$

$$\Rightarrow \Pi(i) = \frac{1}{\eta - 1} Y(i)^*$$

한편, 아래와 같이 최적해 $Y(i)^*$ 역시 자연스럽게 도출되나, 이는 본 논문의 분석에 있어 불필요하다.

$$Y(i)^* = \left(\frac{\eta}{(\eta - 1)\mathbb{P}} \right)^{-\eta}, \text{ where } \mathbb{P} \equiv \left[\int_0^1 P(i)^{1-\eta} di \right]^{\frac{1}{1-\eta}}$$

B.6: (단계 5) 최적 $Y(i)^*$ 생산을 위한 노동 비용 도출

단계 1에서 $T(i)$ 를 생산하기 위한 $l_j(i)$ 의 최적 투입량을 이미 도출하였다. 따라서 기업 i 가 $T(i)$ 를 생산할 때 과업 j 에 투입되는 최적의 노동비용 또한 알 수 있다.

$$(28) \quad l_j(i)^* = \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j P_T} \right)^{-\zeta} \gamma_j^{-1} T(i)$$

$$\Rightarrow W_j(i) l_j(i)^* = \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} P_T^\zeta T(i)$$

또한 단계 2에서 최적해 $T(i)$ 를 다음과 같이 도출한 바 있다: $T(i)^* = Y(i) P_T^{-\sigma}$. 이를 위 식에 대입하면 아래의 관계식을 얻는다.

$$W_j(i)l_j(i)^* = \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} P_T^{\zeta-\sigma} Y(i)$$

따라서 기업 i 가 I 부터 N 까지의 모든 과업을 활용하여 $Y(i)$ 를 생산할 때의 최적 노동비용은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \int_I^N W_j(i)l_j(i)^* dj &= \int_I^N \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} P_T^{\zeta-\sigma} Y(i) dj \\ &= \int_I^N \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj \cdot P_T^{\zeta-\sigma} Y(i) \end{aligned}$$

B.7: (단계 6) 노동소득분배율 표현식 도출

지금까지 (1) 노동비용, (2) 총비용, (3) 이윤을 도출하였다. 이를 모두 종합하여 노동소득분배율을 구한다.

$$\begin{aligned} S_L(i) &= \frac{\text{Labor cost}(i)}{\text{Total cost}(i) + \text{Profit}(i)} = \frac{\text{Labor cost}(i)}{Y(i) + \frac{1}{\eta-1} Y(i)} \\ &= \frac{\eta - 1}{\eta} \frac{\text{Labor cost}(i)}{\text{Total cost}(i)} \end{aligned}$$

앞서 도출한 Labor cost(i)와 Total cost(i)의 표현식을 대입하면, 최종적으로 S_L 에 대한 구체적인 표현식을 다음과 같이 구성할 수 있다.

$$\begin{aligned} S_L &= \frac{\eta - 1}{\eta} \frac{\text{Labor cost}(i)}{\text{Total cost}(i)} \\ &= \frac{\eta - 1}{\eta} \frac{\int_I^N W_j(i)l_j(i) dj}{Y(i)} \\ &= \frac{\eta - 1}{\eta} \frac{\int_I^N W_j(i)l_j(i) dj}{P_T T(i) + RK(i)} \\ &= \frac{\eta - 1}{\eta} \frac{\int_I^N \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj \cdot P_T^{\zeta-\sigma} Y(i)}{P_T^{1-\sigma} Y(i) + R^{1-\sigma} Y(i)} \\ &= \frac{\eta - 1}{\eta} \frac{\int_I^N \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj}{P_T^{1-\zeta}} \frac{P_T^{1-\sigma}}{P_T^{1-\sigma} + R^{1-\sigma}} \\ & \text{, where } P_T \equiv \left[(I - N + 1)\psi^{1-\zeta} + \int_I^N \left(\frac{W_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj \right]^{\frac{1}{1-\zeta}} \end{aligned}$$

위의 식 S_L 이 바로 본문에서 보았던 식 (5)이다. 이것에 로그를 취한 후 외생변수들에 대해서 전미분을 취함으로써 회귀분석을 위한 최종적인 식 (6)을 도출한다.

부록 C: 자본 가격

본 논문에서는 Karabarbounis and Neiman (2014) (이하 KN)이 자본 가격을 산출하는 방법을 복제하여 사용한다. 이를 산출하기 위해서는 먼저 투자재 가격이 필요한데, KLEMS 데이터가 산업별로 이를 제공한다.

여기서 주목할 점은 자본가격은 자본의 한 단위당 ‘사용’ 비용이라는 점이다. 그런데 KLEMS 데이터는 ‘사용’ 비용이 아니라 자본의 한 단위당 ‘구입’ 비용에 해당하는 투자재 가격을 제공하고 있다. 따라서 Jorgenson (1963)의 투자 이론에 따라 자본가격 (‘사용’ 비용)을 다음과 같이 산출할 수 있다:

$$(29) \quad R_t = \xi_{t-1}(1 + i_t) - \xi_t(1 - \delta_t)$$

$$(30) \quad R_t = \xi_t \left(\frac{1}{\beta} - 1 + \delta \right)$$

식 (29)에서 R 은 자본가격, ξ 는 투자재 가격, i 는 이자율, δ 는 감가상각률을 나타낸다. 모든 값은 실질 기준이다. 이 식은 투자자가 자본의 ‘사용’ 비용(R_t)을 지불하는 것과 자본을 구입한 후 이자를 지급한 후 감가상각된 자본을 추후에 매각하는 것이 서로 무차별함을 의미한다.

식 (29)를 식 (30)의 형태로 단순화하기 위해, KN은 다음과 같은 절차를 따른다. KN은 이때 가정을 하는데, 이자율 i 가 시간에 일정하다는 가정하에 $1 + i$ 를 $\frac{1}{\beta}$ 로 근사시킨다. 또한 KN은 감가상각률(δ)을 10%로 가정한다. 이는 KLEMS의 공식 문서인 Stehrer et al. (2019)에서 가정한 10.8%와 근사한 수치이다. 본 논문은 전반에 걸쳐 KN의 접근법을 엄밀하게 따른다.¹⁴

¹⁴ KN은 1970년대에 만연했던 높은 실질이자율을 반영하여 β 값으로 0.909 (이자율 $i = 0.100$ 에 해당)를 사용하였다는 점에 유의할 필요가 있다. 이와 달리, 본 연구에서는 2005년부터 2019년까지 10개국의 실질이자율을 평균하여 도출한 $\beta = 0.988$ (즉, $i = 0.012$)을 채택한다. 다만, 본 분석에서는 자본 가격의 ‘성장률’에 초점을 맞추므로, 성장률로의 변환과정에서 β (또는 i)의 영향이 상쇄되어, 이 값을 어떻게 정하든 회귀분석 결과에 영향을 미치지 않는다.

부록 D: KLEMS 데이터 및 자본 비용

D.1: KLEMS 데이터

본 연구에서 O*NET 데이터셋과 로봇 가격을 제외한 나머지 데이터는 전부 KLEMS 데이터를 활용한다. 모든 명목 값은 KN의 방법론과 동일하게, KLEMS가 제공하는 연쇄가격지수(변수명: VA_PI)로 나누어 실질 값으로 변환하였다.

KLEMS는 두 가지 버전으로 제공되는데, 하나는 국민계정(national accounts) 기준이고, 다른 하나는 성장회계(growth accounts) 기준이다. 두 버전의 주요 차이점은 국민계정 버전에서는 마크업이 1보다 클 수 있는 반면, 성장회계 버전에서는 그렇지 않다는 것이다. 후자는 노동비용과 자본비용의 합이 부가가치와 같다고 가정하므로, 마크업이 정확히 1임을 함의한다. 본 분석에서는 1보다 큰 마크업을 허용하는 것이 핵심적이므로, KLEMS 사용 시 국민계정 버전을 채택한다.

D.2: 자본 비용

KLEMS 데이터에는 한 가지 한계가 있는데, RK(자본스톡의 임대비용)와 이윤(영업잉여 및 혼합소득)이 누락되어 있다는 점이다. RK 또는 이윤 중 하나라도 이용 가능하다면 “부가가치 = $W \cdot L + R \cdot K + \text{이윤}$ ” 이므로 나머지 남은 하나를 추론할 수 있다. 그러나 유감스럽게도 RK 및 이윤 양자가 모두 부재하여 추론을 할 수가 없다. 본 논문은 이 문제를 OECD STAN 데이터를 활용하여 해결한다.

구체적으로, KLEMS 데이터셋에는 RK가 존재하지 않는다. KLEMS는 변수 I_GFCE(총고정자본형성 투자)와 K_GFCE(총고정자본형성 자본스톡)는 제공하고 있지만, 이들로부터 필요한 RK 정보를 추론할 수 없다. I_GFCE는 고정자산에 대한 순투자를 나타내는 유량(flow) 지표이며, K_GFCE는 생산에 활용 가능한 전체 고정자산의 총가치를 나타내는 저장(stock) 변수이다. 따라서 K_GFCE를 기반으로 RK를 추정할 수는 있으나, 이 방법은 정확성이 떨어진다. 이는 K_GFCE가 임대비용이 아닌 구입비용을 나타내기 때문이다. 구입비용을 임대비용으로 변환하기 위해서는 식 (29)에서와 같이 실질이자율과 감가상각률이 필요하다. 특히 감가상각률을 국가별 산업별로 알아야 정확한 임대비용으로의 변환이 가능한데, 본 연구에서는 이러한 정보를 확보하지 못하였다.

따라서 대안적 접근법으로 OECD STAN의 RK를 활용한다. 이는 부가가치와 WL(비용자보수)의 수치가 OECD STAN과 KLEMS 데이터셋에서 거의 동일하기 때문에 가능하다. 이는 부록 I의 그림 9에 잘 제시되어있다. 따라서 ‘영업잉여 및 혼합소득’ 및 RK 역시 KLEMS와 OECD STAN 간에 일치할 가능성이 매우 높다. 이에 본 논문에서는 KLEMS와 OECD STAN의 마크업이 동일하다고 가정하며, 마크업의 정의는 $\frac{\text{부가가치}}{WL + RK}$ 이다. 이 가정에 기초하여 KLEMS의 RK 값을 다음과 같이 복원할 수 있다.

$$\text{마크업} = \frac{\text{부가가치}_{OECD}}{WL_{OECD} + RK_{OECD}} = \frac{\text{부가가치}_{KLEMS}}{WL_{KLEMS} + RK_{KLEMS}}$$

여기서 KLEMS 대신 애초부터 OECD STAN을 사용하면 되지 않느냐는 의문이 제기될 수 있다. 그 이유는 OECD STAN에는 R (자본가격) 데이터가 포함되어 있지 않기 때문이다. 따라서 만약 모든 데이터를 OECD STAN을 기본으로 사용한다면, R 은 KLEMS에서 추출하여 사용할 수 밖에 없다. 그러나 R 값을 OECD STAN의 다른 데이터, 특히 임금 변수(W)와 통합하는 것은 복잡한 문제를 야기한다. 더불어 OECD STAN은 산업별 생산자물가지수(PPI)를 제공하지 않는다. 본 연구에서 분석의 정확도를 높이기 위해 산업별 PPI, 구체적으로 KLEMS의 VA_PI 변수를 사용하는 것이 바람직하다. 이러한 이유 때문에 KLEMS를 기본 데이터셋으로 사용하였다.

부록 E: S_M^T 의 추정

S_M^T 란, 통합 과업(T)를 수행하는데 투입되었던 노동비용과 로봇비용의 총합 중에서 로봇비용이 차지하는 비중을 의미한다. S_M^T 는 다음의 식으로 정리할 수 있는데, 여기서 Ψ 는 로봇 가격, M 은 로봇 투입량, W 는 임금, L 은 노동 투입량(고용량)을 의미한다.

$$\begin{aligned} S_M^T &= \frac{\Psi M}{\Psi M + WL} \\ &= \frac{1}{1 + \frac{WL}{\Psi M}} \\ &= \frac{1}{1 + \left(\frac{M}{L}\right)^{-1} \frac{W}{\Psi}} \end{aligned}$$

유감스럽게도, 국제로봇연맹(IFR)은 2009년까지만 평균 단가 형태로 로봇 가격을 제공하였으며, 이후 이를 중단하였다. IFR의 2009년 이전의 로봇 가격 정보에 대한 접근 역시 2009년 이후에 IFR 데이터를 구매할 경우에는 제한된다. 그럼에도 불구하고, Fernandez-Macias et al. (2021)은 IFR에서 제공했던 로봇 가격 정보를 근사하기 위한 자세한 방법을 제시한다. 구체적으로, 그들은 M/L 및 Ψ 값을 제공한다. 본 논문은 그들이 제공한 데이터에 OECD STAN 데이터베이스의 임금(W)를 결합하여 S_M^T 값을 완성하였다.

다만, Fernandez-Macias et al. (2021)은 로봇 사용의 전체 비용을 계산한 것이 아니라, 로봇의 장비 사용 비용만을 고려하였다는 점을 유의해야한다. Zhao et al. (2021)은 로봇의 장비 사용 비용은 전체 로봇 사용 비용의 33.04%만을 차지하는 것으로 추정하였다.¹⁵ 나머지 66.96%는 로봇을 사용하기 위해 들어가는 부대

¹⁵ 더 구체적으로, Zhao et al. (2021)는 로봇의 장비 사용 비용이 전체 로봇 사용 비용의 35.73%를 차지하는 것으로 추정하면서, 이 비중의 7.5%는 세금, 거래 비용, 사후 서비스 비용이라고 명시하였다. 본 논문에서는 이러한 세금과

비용인데, 운영, 교육, 소프트웨어 관리, 유지보수, 폐기 등의 비용이 있다. 따라서 Fernandez-Macias et al. (2021)가 제시한 데이터를 사용해서 로봇의 장비 사용 비용을 구한 후, 이에 33.04%를 나눠주어야 비로소 로봇의 전체 비용이 구해진다. 본 논문에서는 이렇게 구한 로봇의 전체 비용을 사용하였다.

E.1: S_M^T 추정을 위한 대안적 방법

수치적 비교를 명확히 하기 위해 노동비용을 100으로 고정하자. KLEMS 데이터에 따르면, OMach의 임대 비용은 13.595이다 (노동비용이 100일 때). 그러나 KLEMS에서 OMach의 정의는 로봇 뿐만 아니라 장비, 기계류(머신), 엔진, 터빈 등 광범위한 항목을 포괄한다는 점에 유의해야 한다 (Stehrer et al. 2019; Gouma and Timmer 2013). 따라서 OMach라는 넓은 범주 내에서 특히 로봇이 차지하는 비중을 결정하는 것이 과제이다. 본 연구가 고려할 수 있는 가장 신뢰성 있는 접근법은 세부 상품 분류별 수출입 금액 정보를 제공하는 UN Comtrade 데이터를 활용하는 것이다. OMach에 해당하는 상품¹⁶의 총수출액을 산출하고, 동시에 HS 코드 8479¹⁷ (로봇에 해당)의 총수출액을 산출하면, 양자 간의 비율은 13.595 : 0.71로 나타난다. 요약하면, 노동비용, OMach 비용, 로봇 비용 간의 비율은 100 : 13.595 : 0.71이다.

앞서 보았듯이 Zhao et al. (2021)는 로봇의 장비 비용이 전체 로봇 사용 비용의 약 33.04%라고 하였으며, UN Comtrade를 사용한 위의 추정치 0.71은 로봇 장비 비용에 해당한다. 따라서 전체 로봇 사용 비용은 $0.71/0.33 = 2.149$ 가 된다. 이에 따라 $S_M^T = 2.104\%$ 로 추정된다.¹⁸

부록 F: σ 와 ζ 의 추정

$S_K^f > 0$ 이고 $d \ln R$ 의 계수가 음수라는 사실로부터 $\sigma < 1$ 임을 추론할 수 있다. 나아가, 데이터에서 구한 $S_K^f = 0.235$ 를 대입하면, 아래의 식 (31)에 제시된 바와 같이 $\sigma = 0.539$ 로 산출된다. $\sigma = 0$ 이라는 귀무가설에 대해 Wald 검정을 실시한 결과, 5% 유의수준에서 이를 기각할 수 있었다. 구체적으로, σ 의 95% 신뢰구간은 (0.284, 0.795)이다. 따라서 σ 가 0과 1 사이에 위치한다고 결론지을 수 있다.

$$(31) \quad - \underbrace{S_K^f}_{0.235} (1 - \sigma) = \underbrace{\alpha_6}_{-0.10546}$$

같은 추가 부대비용을 제외하여, 33.04% 값을 최종적으로 사용하였다 ($33.04\% = 35.73\% \times (1 - 7.5\%)$).

¹⁶ HS 분류 84에서 8401, 8402, 8403, 8404, 8405, 8429, 8440, 8443, 8470, 8471, 8472를 제외한 것이다.

¹⁷ 기계류 및 기계식 기기; 이 류의 다른 호에 해당하지 않는 고유의 기능을 가진 것.

¹⁸ $2.104\% = \frac{2.149}{2.149 + 100}$

$$(Sigma) \quad \Rightarrow \sigma = 1 + \frac{\alpha_6}{S_K^f}$$

한편, ζ 값의 도출은 다음과 같이 진행된다. 식 (6)에서 계수값 (α_4)와 (α_6)를 활용하면, 식 (Zeta)에 도달할 수 있다.

$$(Zeta) \quad \zeta = 1 - \frac{\alpha_4 + \alpha_6 S_L^T}{1 - S_L^T}$$

앞서 제6장 3절에서 제시했던 바와 같이, S_L^T 은 0.972로 추정된다. 이를 식 (Zeta)에 대입하면, ζ 의 추정치로 0.736을 얻는다. 이어서 0.05 유의수준에서 Wald 검정을 실시하면, 신뢰구간은 -0.200에서 1.673까지이다. 따라서 ζ 가 이 구간 내에 위치한다고 결론지을 수 있다.

부록 G: 노동과 비로봇 자본 간 대체탄력성

$\sigma < 1$ 이라는 결과는 자본과 노동이 총대체탄력성 기준으로 총보완적(gross complementary) 관계에 있음을 간접적으로 확인해 주며, 이는 Glover and Short (2020)의 연구 결과와 일치한다. 반면, 이 결과는 Karabarbounis and Neiman (2014) (이하 KN)가 제시한 총대체적 관계 ($\sigma > 1$, gross substitutability) 가 설과는 상충한다. 다만, 본 논문의 일반균형 모형에서 사용하는 σ 는 KN 및 Glover and Short (2020)의 연구에서 정의하는 σ 와 정확히 일치하지 않음을 명확히 해둔다. 이러한 차이는 본 모형이 로봇과 비로봇 자본을 구분하는 데서 비롯된다. 구체적으로, 본 모형에서 σ 는 ‘비로봇 자본’과 ‘통합 과업(aggregated tasks)’ 간의 대체탄력성을 나타내며, 통합 과업은 로봇 투입과 노동 투입을 모두 포괄한다.

따라서 본 부록 G에서는 노동과 비로봇 자본 간의 대체탄력성을 μ 로 정의하여 도입하는데, 이는 KN과 Glover and Short (2020)의 σ 의 정의에 보다 밀접하게 상응하는 척도이다. μ 에 대한 해는 아래 식 (32)에 제시되어 있으며, 이 식의 상세한 도출 과정은 부록 H에서 제공한다.

$$(32) \quad \mu \equiv \frac{d\left(\frac{L}{K}\right) \frac{R}{W}}{d\left(\frac{R}{W}\right) \frac{L}{K}}, \text{ where}$$

$$d\left(\frac{L}{K}\right) = \left(\frac{W_1}{R_1}\right)^{-\sigma} \left[\frac{S_M^T}{1 - S_M^T} \left(\frac{W_0}{W_1}\right)^{1-\zeta} + 1 \right]^{\frac{\zeta-\sigma}{1-\zeta}} - \left(\frac{W_0}{R_0}\right)^{-\sigma} \left[\frac{S_M^T}{1 - S_M^T} + 1 \right]^{\frac{\zeta-\sigma}{1-\zeta}}$$

$$\frac{L}{K} = \left(\frac{W_0}{R_0}\right)^{-\sigma} \left[\frac{S_M^T}{1 - S_M^T} + 1 \right]^{\frac{\zeta-\sigma}{1-\zeta}}$$

$$\Rightarrow \mu = \sigma \text{ if } S_M^T = 0.$$

식 (32)의 우항은 L/K 를 R/W 로 미분하고 있다. 그런데 이를 대수적으로 풀어내는 것은 불가능하다. 그러나 수치적 근사를 통해 미분을 하여, μ 를 추정할 수 있다. 데이터 상의 실제 W (평균임금)와 R 값 (이들의 모든 가능한 조합)을 사용하여 수치적 근사로 미분을 한다. 또한 이때 $\sigma = 0.539$ 으로 추정되었던 결과를 함께 사용한다. 각 W 와 R 에 작은 무작위 변동을 부여하고, $|\Delta \frac{R}{W}|$ 가 약 0.01인 시나리오를 활용한다. 이러한 값들을 식 (32)에 대입하여 근사된 μ 를 산출한다.

그림 8 노동과 비로봇 자본 간 대체탄력성

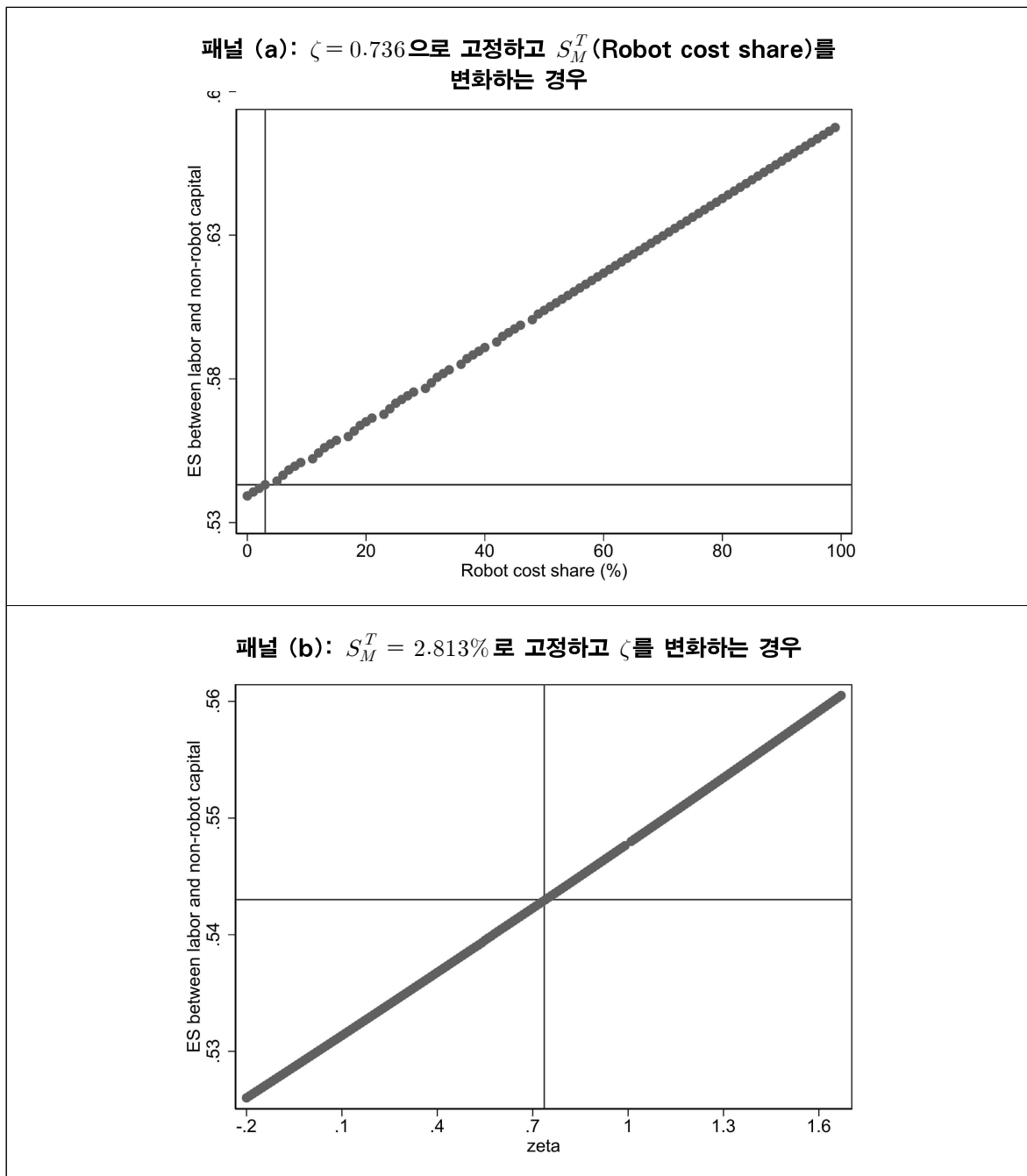


그림 8의 패널 (a)는 근사 결과를 보여준다. S_M^T 이 0일 때, $\mu = \sigma = 0.539$ 로 나타난다. 이 단계는 로봇이 과업에 전혀 기여하지 않고, 모든 과업이 노동에 의해 수행되는 상황을 의미한다. 제6장 3절에서 추정된 $S_M^T = 2.813\%$ 일 때, $\mu = 0.543$ 을 얻는다. 설사 $S_M^T = 100\%$ 를 가정하더라도 $\mu = 0.667$ 로 1을 초과하지 않는다. 따라서 KN 모형의 맥락에서, 노동과 비로봇 자본 간의 대체탄력성은 본 논문의 모형에서 사용하는 σ 의 개념인 ‘비로봇 자본’과 ‘통합 과업’ 간의 대체탄력성에 근사한다고 주장할 수 있다. 본 부록에서의 식 (32)를 사용한 데이터 분석결과, μ 는 0.539에서 0.667 사이에 분포하며, 이는 노동과 비로봇 자본 간의 총보완관계를 지지한다. 향후 자동화 로봇이 더 많은 과업을 담당하게 된다면, 즉 S_M^T 가 점점 더 커진다면, 노동과 비로봇 자본 간의 대체탄력성은 점차 1에 접근할 수 있다. 그러나 본 분석에 따르면, 과업이 완전히 자동화되는 경우 (즉, 로봇 비중이 100%에 근접하는 경우)라고 하더라도 대체탄력성은 1 미만으로 머무른다. 이 결과는 노동과 비로봇 자본 간의 총보완관계가 미래에도 지속할 것임을 의미하며, 양자 간의 총보완성이 현재의 로봇 기술적 역량에 따른 일시적 현상이 아니라 생산 구조의 근본적 특성일 수 있음을 시사한다.

그림 8의 패널 (a)에서의 μ 의 추정은 제6장 4절에서 도출했던 추정치인 $\zeta = 0.736$ 에 기반한다. 그러나 ζ 의 신뢰구간은 -0.200에서 1.673까지 넓은 범위에 걸쳐 있다. 패널 (b)에서는 μ 추정치의 강건성을 입증하기 위해, 넓은 범위의 ζ 값에 걸쳐 μ 의 민감도를 검토한다. ζ 가 -0.200에서 1.673의 범위에 있을 때, μ 는 0.526에서 0.560 사이에서 변동하며, 이는 앞선 μ 추정의 강건성을 확인해 준다.

최근 연구들인 Martinez (2018), Oberfield and Raval (2021), and Zhang (2023)에 따르면 노동과 자본 간 대체탄력성의 값을 정량화하는 것의 중요성을 강조한다. 다수의 연구에서 대체탄력성이 1 미만으로 보고되어 총보완성 개념을 지지한다. 그러나 Piketty and Zucman (2014)는 총대체성의 가능성을 제시한다. 그들은 자본-산출 비율의 상승 추세를 관찰하였으며, 노동과 자본 간의 대체탄력성이 1을 초과할 경우 이 추세가 노동소득분배율 하락을 일관되게 설명할 수 있다고 주장하였다. 그러나 본 연구의 추정 결과는 이 주장을 뒷받침하지 않는다.

본 논문의 결과는 또한 자본가격의 하락이 최근 노동소득분배율 하락의 절반을 설명한다고 주장하는 Karabarbounis and Neiman (2014) (KN)의 가설을 지지하지 않는다. 그들의 주장이 성립하려면 노동과 자본 간의 대체탄력성이 1보다 커야 한다(총대체성). 그런데 그들은 도구변수를 사용하지 않고 자본가격의 추세와 노동소득분배율 간의 상관관계를 직접 측정하였다.

이와 대조적으로, Glover and Short (2020)은 KN이 도구변수를 사용하지 않은 문제를 지적하며, 도구변수를 활용한 국가 간 변이 분석을 통해 노동과 자본 간 대체탄력성이 총보완관계임을 주장하였다. 그들은 자본가격과 노동소득분배율 간의 상관관계를 추정할 때 편의를 교정하는 것이 매우 중요하다고 주장한다. 본 연구는 Glover and Short (2020)의 결론을 지지한다.

부록 H: μ 의 도출

μ 를 노동과 비로봇 자본 간의 대체탄력성으로 정의하자. 대체탄력성의 개념에 따라 μ 는 다음과 같이 정의된다:

$$(33) \quad \mu \equiv \frac{d\left(\frac{L}{K}\right) \frac{R}{W}}{d\left(\frac{R}{W}\right) \frac{L}{K}}.$$

이를 전개하기 위해, L 과 K 를 각각 W 와 R 로 표현해야 한다. 부록 B.6에서 도출된 식 (28)은 L 에 대한 표현을 다음과 같이 제공한다:

$$(34) \quad \begin{aligned} l_j(i)^* &= \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j P_T}\right)^{-\zeta} \gamma_j^{-1} T(i) \\ \Rightarrow L &= \int_I^N l_j(i)^* dj \\ &= \int_I^N \left(\frac{W_j(i)}{\gamma_j P_T}\right)^{-\zeta} \gamma_j^{-1} T(i) dj. \end{aligned}$$

각 근로자 j 에 대응하는 임금 분포의 가중치 역할을 하는 모수 β_j 를 도입한다. β_j 를 활용함으로써 임금의 평균 척도인 W 를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$(35) \quad W_j \equiv \beta_j W$$

따라서 식 (34)를 재구성하면 식 (36)을 도출할 수 있다. 간결하게 표기하기 위해 $A \equiv \int_I^N \gamma_j^{\zeta-1} \beta_j^{-\zeta} dj$ 로 정의한다.

$$(36) \quad L = \int_I^N \gamma_j^{\zeta-1} \beta_j^{-\zeta} dj \cdot T(i) \left(\frac{W}{P_T}\right)^{-\zeta}$$

$$(37) \quad = A \cdot T(i) \left(\frac{W}{P_T}\right)^{-\zeta}$$

$T(i)$ 는 부록 B.3에서, P_T 는 부록 B.2에서 이미 도출하였다. 독자의 편의를 위해 이들 수식을 아래에 다시 제시한다.

$$T(i) = Y(i) P_T^{-\sigma}$$

$$P_T = \left[(I - N + 1) \psi^{1-\zeta} + \int_I^N \left(\frac{w_j}{\gamma_j}\right)^{1-\zeta} dj \right]^{\frac{1}{1-\zeta}}$$

$T(i)$ 와 P_T 를 식 (37)에 대입하면,

$$\begin{aligned}
L &= A \cdot Y(i) P_T^{-\sigma} \left(\frac{W}{P_T} \right)^{-\zeta} \\
&= A \cdot Y(i) P_T^{\zeta - \sigma} W^{-\zeta} \\
&= A \cdot Y(i) \left[(I - N + 1) \psi^{1-\zeta} + \int_I^N \left(\frac{w_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj \right]^{\frac{\zeta - \sigma}{1-\zeta}} W^{-\zeta}.
\end{aligned}$$

$(I - N + 1) \psi^{1-\zeta}$ 와 $\int_I^N \left(\frac{w_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj$ 는 각각 로봇과 노동의 비용 비중에 해당한다. 따라서 이들 표현식을 다음과 같이 재정리할 수 있다.

$$\begin{aligned}
(I - N + 1) \psi^{1-\zeta} &\equiv S_M^T \\
\int_I^N \left(\frac{w_j}{\gamma_j} \right)^{1-\zeta} dj &\equiv S_L^T
\end{aligned}$$

따라서 L 을 다음과 같이 재정리할 수 있다.

$$\begin{aligned}
L &= A \cdot Y(i) \left[S_M^T + S_L^T \right]^{\frac{\zeta - \sigma}{1-\zeta}} W^{-\zeta} \\
(38) \quad &= A \cdot Y(i) \left[\frac{S_M^T}{S_L^T} + 1 \right]^{\frac{\zeta - \sigma}{1-\zeta}} W^{-\zeta}
\end{aligned}$$

부록 B.3에서 K 의 최적값을 $K = Y(i) R^{-\sigma}$ 로 도출한 바 있다. 이에 따라 L 의 도출을 다음과 같이 완성한다.

$$\begin{aligned}
\frac{L}{K} &= \frac{A \cdot Y(i) \left[\frac{S_M^T}{S_L^T} + 1 \right]^{\frac{\zeta - \sigma}{1-\zeta}} W^{-\zeta}}{Y(i) R^{-\sigma}} \\
&= \frac{A \cdot \left[\frac{S_M^T}{S_L^T} + 1 \right]^{\frac{\zeta - \sigma}{1-\zeta}} W^{-\zeta}}{R^{-\sigma}}
\end{aligned}$$

따라서 $d\left(\frac{L}{K}\right)/\left(\frac{L}{K}\right)$ 에 대한 표현식은 아래와 같다. 이로써 μ 의 도출을 완성한다.

$$\frac{d\left(\frac{L}{K}\right)}{\frac{L}{K}} = \frac{\left(\frac{W_1}{R_1}\right)^{-\sigma} \left[\frac{S_M^T}{1-S_M^T} \left(\frac{W_0}{W_1}\right)^{1-\zeta} + 1 \right]^{\frac{\zeta-\sigma}{1-\zeta}} - \left(\frac{W_0}{R_0}\right)^{-\sigma} \left[\frac{S_M^T}{1-S_M^T} + 1 \right]^{\frac{\zeta-\sigma}{1-\zeta}}}{\left(\frac{W_0}{R_0}\right)^{-\sigma} \left[\frac{S_M^T}{1-S_M^T} + 1 \right]^{\frac{\zeta-\sigma}{1-\zeta}}}$$

부록 I: 표 및 그림

그림 9 국가, 산업, 연도별 부가가치와 노동비용

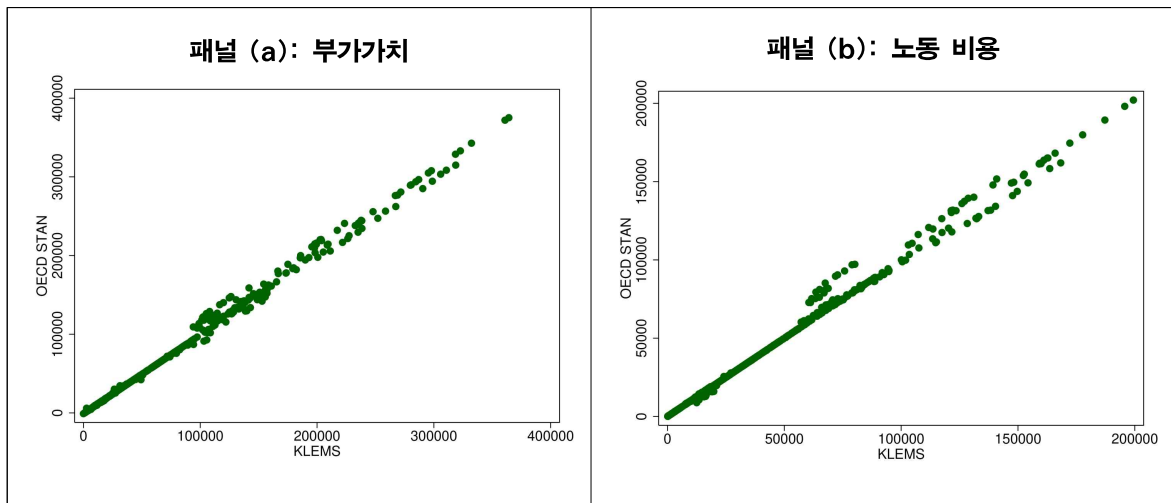
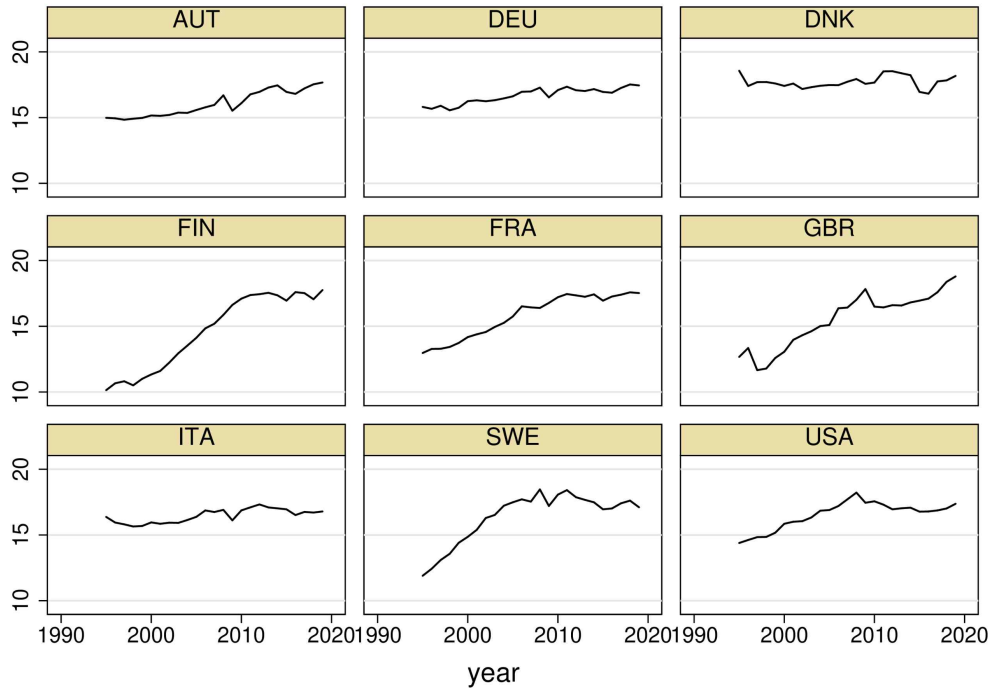


그림 10 Karabarounis and Neiman (2014)의 자본 가격



참조 문헌

- Acemoglu, Daron, Claire Lelarge, and Pascual Restrepo. 2020. "Competing with Robots: Firm-level Evidence from France." *AEA Papers and Proceedings* 110: 383 - 88.
- Acemoglu, Daron, and Pascual Restrepo. 2018. "The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment." *American Economic Review* 108 (6): 1488 - 542.
- Acemoglu, Daron, and Pascual Restrepo. 2019. "Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor." *Journal of Economic Perspectives* 33 (2): 3 - 30.
- Acemoglu, Daron, and Pascual Restrepo. 2020. "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets." *Journal of Political Economy* 128 (6): 2188 - 244.
- Acemoglu, Daron, and Pascual Restrepo. 2022. "Tasks, Automation, and the Rise in US Wage Inequality." *Econometrica* 90 (5): 1973 - 2016.
- Angrist, Joshua D., and Jörn Steffen Pischke. 2008. *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. In *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4932.2011.00742.x>.
- Autor, David H. 2015. "Why Are There Still so Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation." *Journal of Economic Perspectives* 29 (June): 3 - 30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>.
- Autor, David, Caroline Chin, Anna Salomons, and Bryan Seegmiller. 2024. "New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940 - 2018." *The Quarterly Journal of Economics*, qjae008.
- Autor, David, David Dorn, Lawrence F Katz, Christina Patterson, and John Van Reenen. 2020. "The Fall of the Labor Share and the Rise of Superstar Firms." *The Quarterly Journal of Economics* 135 (2): 645 - 709.
- Bartik, Timothy J. 1991. "Who benefits from state and local economic development policies?" Kalamazoo,MI: W.E. Upjohn Institute for Employment Research
- Baer, Manuel F., and Ross S. Purves. 2023. "Identifying Landscape Relevant Natural Language Using Actively Crowdsourced Landscape Descriptions and Sentence-Transformers." *KI - Künstliche Intelligenz* 37 (1): 55 - 67. <https://doi.org/10.1007/s13218-022-00793-3>.
- Berg, Andrew, Edward F Buffie, and Luis-Felipe Zanna. 2018. "Should We Fear the Robot Revolution?(The Correct Answer Is Yes)." *Journal of Monetary Economics* 97: 117 - 48.
- Bergholt, Drago, Francesco Furlanetto, and Nicolò Maffei-Faccioli. 2022. "The Decline of the Labor

- Share: New Empirical Evidence.” *American Economic Journal: Macroeconomics* 14 (3): 163 - 98.
- Cameron, A. Colin, Jonah B. Gelbach, and Douglas L. Miller. 2008. “Bootstrap-Based Improvements for Inference with Clustered Errors.” *The Review of Economics and Statistics* 90 (3): 414 - 27.
- Chirinko, Robert S. 2008. “: The Long and Short of It.” *Journal of Macroeconomics* 30 (2): 671 - 86.
- Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Suedekum, and Nicole Woessner. 2021. “The Adjustment of Labor Markets to Robots.” *Journal of the European Economic Association* 19 (6): 3104 - 53.
- De Vries, Gaaitzen J, Elisabetta Gentile, Sébastien Miroudot, and Konstantin M Wacker. 2020. “The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs.” *Labour Economics* 66: 101885.
- DeCanio, Stephen J. 2016. “Robots and Humans - Complements or Substitutes?” *Journal of Macroeconomics* 49: 280 - 91.
- Elon, Musk. 2024. Tesla Will Have Genuinely Useful Humanoid Robots in Low Production for Tesla Internal Use Next Year and, Hopefully, High Production for Other Companies in 2026.
- Fernandez-Macias, Enrique, David Klenert, and Jose-Ignacio Anton. 2021. “Not so Disruptive yet? Characteristics, Distribution and Determinants of Robots in Europe.” *Structural Change and Economic Dynamics* 58: 76 - 89.
- Frugoli, Pamela, and ESCO. 2022. *The Crosswalk Between ESCO and O*NET* (Technical Report). European Commission.
- Glover, Andrew, and Jacob Short. 2020. “Can Capital Deepening Explain the Global Decline in Labor’s Share?” *Review of Economic Dynamics* 35: 35 - 53.
- Goldsmith-Pinkham, P., Sorkin, I., & Swift, H. 2020. Bartik instruments: What, when, why, and how. *American Economic Review*, 110(8), 2586-2624.
- Gouma, Reitze, and Marcel Timmer. 2013. “World KLEMS Growth and Productivity Accounts Japan: Sources and Notes.” *Groningen Growth and Development Centre* 8.
- Gregory, Terry, Anna Salomons, and Ulrich Zierahn. 2016. “Racing with or Against the Machine? Evidence from Europe.” *Evidence from Europe* (July 15, 2016). ZEW-Centre for European Economic Research Discussion Paper, nos. 16-053.
- Grossman, Gene M., and Ezra Oberfield. 2022. “The Elusive Explanation for the Declining Labor Share.” *Annual Review of Economics* 14: 93 - 124.
- Harris, Nicholas, Anand Butani, and Syed Hashmy. 2024. Enhancing Embedding Performance Through Large Language Model-based Text Enrichment and Rewriting. arXiv:2404.12283. arXiv.

<https://arxiv.org/abs/2404.12283>.

Hubmer, Joachim, and Pascual Restrepo. 2021. Not a Typical Firm: The Joint Dynamics of Firms, Labor Shares, and Capital - Labor Substitution. National Bureau of Economic Research.

Humlum, Anders. 2019. "Robot Adoption and Labor Market Dynamics." Princeton University.

Jeong, Deokjae, and Tai Lee. unpublished results. Measuring Routine and Cognitive Task Indices Using Large Language Models to Analyze Occupational Change in the United States. unpublished results.

Jorgenson, Dale W. 1963. "Capital Theory and Investment Behavior." *The American Economic Review* 53 (2): 247 - 59.

Jurkat, Anne, Rainer Klump, and Florian Schneider. 2022. Tracking the Rise of Robots: The IFR Database. *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*, vol. 242 (5-6): 669 - 89. <https://doi.org/10.1515/jbnst-2021-0059>.

Karabarbounis, Loukas, and Brent Neiman. 2014. "The Global Decline of the Labor Share." *The Quarterly Journal of Economics* 129 (1): 61 - 103.

Klump, Rainer, Anne Jurkat, and Florian Schneider. 2021. Tracking the Rise of Robots: A Survey of the IFR Database and Its Applications.

Kogan, Leonid, Dimitris Papanikolaou, Lawrence DW Schmidt, and Bryan Seegmiller. 2021. Technology-Skill Complementarity and Labor Displacement: Evidence from Linking Two Centuries of Patents with Occupations. National Bureau of Economic Research.

Lee, Chankyu, Rajarshi Roy, Mengyao Xu, et al. 2024. NV-Embed: Improved Techniques for Training LLMs as Generalist Embedding Models. arXiv:2405.17428. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2405.17428>.

Li, Shaohua, Jun Zhu, and Chunyan Miao. 2015. A Generative Word Embedding Model and Its Low Rank Positive Semidefinite Solution. arXiv:1508.03826. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1508.03826>.

Lybbert, Travis J., and Nikolas J. Zolas. 2014. "Getting Patents and Economic Data to Speak to Each Other: An 'Algorithmic Links with Probabilities' Approach for Joint Analyses of Patenting and Economic Activity." *Research Policy* 43 (3): 530 - 42.

Mandelbaum, Amit, and Adi Shalev. 2016. Word Embeddings and Their Use In Sentence Classification Tasks. arXiv:1610.08229. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1610.08229>.

Martinez, Joseba. 2018. "Automation, Growth and Factor Shares." 2018 Meeting Papers 736.

Meng, Rui, Ye Liu, Shafiq Rayhan Joty, Caiming Xiong, Yingbo Zhou, and Semih Yavuz. 2024.

“SFR-embedding-mistral: Enhance Text Retrieval with Transfer Learning.” Salesforce AI Research Blog 3.

Müller, Christopher. 2022. World Robotics 2022 – Industrial Robots. Industrial Federation of Robotics Statistical Department.

National Center for O*NET Development. 2023. O*NET Resource Center.

Oberfield, Ezra, and Devesh Raval. 2021. “Micro Data and Macro Technology.” *Econometrica* 89 (2): 703 - 32.

Piketty, Thomas, and Gabriel Zucman. 2014. “Capital Is Back: Wealth-income Ratios in Rich Countries 1700 - 2010.” *The Quarterly Journal of Economics* 129 (3): 1255 - 310.

Stehrer, Robert, Alexandra Bykova, Kirsten Jäger, Oliver Reiter, and Monika Schwarzhappel. 2019. “Industry Level Growth and Productivity Data with Special Focus on Intangible Assets.” Vienna Institute for International Economic Studies Statistical Report 8.

Ul Haq, Ijaz, Manoli Pifarré, and Estibaliz Fraca. 2024. “Novelty Evaluation Using Sentence Embedding Models in Open-ended Cocreative Problem-solving.” *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, ahead of print, January. <https://doi.org/10.1007/s40593-024-00392-3>.

Webb, Michael. 2019. “The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market.” Available at SSRN 3482150.

Zhang, Bowen, Kehua Chang, and Chunping Li. 2024. Simple Techniques for Enhancing Sentence Embeddings in Generative Language Models. arXiv:2404.03921. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2404.03921>.

Zhang, Pengfei. 2023. “Endogenous Capital-Augmenting R&D, Intersectoral Labor Reallocation, and the Movement of the Labor Share.” *Journal of Economics*, 1 - 36.

Zhao, Xuyang, Cisheng Wu, and Duanyong Liu. 2021. “Comparative Analysis of the Life-Cycle Cost of Robot Substitution: A Case of Automobile Welding Production in China.” *Symmetry* 13 (2): 226.