

## AI와 고용, 경제성장, 불평등: 최근 문헌 개관과 정책 함의\*

김 영 식\*\*

### 논문 초록

인공지능이 거시경제의 고용, 경제성장 및 불평등에 미친 영향을 분석한 최근 문헌의 주요 내용과 정책 시사점은 다음과 같다. 첫째, 인공지능 기술 도입에 따른 자동화 업무의 확대는 노동수요를 감소시키는 대체효과를 가져오지만 새로운 업무의 창출은 생산성효과를 강화하는 재고용 효과를 통해 노동수요와 임금수준 및 노동소득 분배율의 증가를 가져올 수 있다. 둘째, 더 많은 부문이 자동화됨에 따라 자동화 부문에서 생산된 재화의 비중과 자본소득분배율이 증가한다. 그러나 생산이 증가한 자동화된 상품의 가격이 하락하고 보몰(W. Baumol)의 비용효과(cost disease)에 의해 자동화부문의 GDP 점유율도 하락한다. 장기적으로 매년 비자동화 부문들 가운데 일정 부분이 자동화 되면서 경제가 완전 자동화에 점진적으로 수렴하면, 노동 부가적 기술수준과 1인당 GDP가 일정률로 성장하고 자본소득분배율 및 노동소득분배율이 일정한 균형성장경로가 달성 가능하다. 셋째, 시장이 불완전하고 재분배에 적지 않은 비용이 수반되는 현실에서 인공지능 관련 기술혁신은 혁신가에게 잉여가 돌아가게 함으로써 불평등을 심화시킬 수 있다. 따라서 여러 가지 조세 수단과 근로자에게 좀더 유리한 시장 배분을 가져오는 제도 변화, 보편적 기본소득 등 사회안전망을 높이고 불평등 문제 완화를 위한 적극적인 재분배 방안이 필요하다.

핵심 주제어: 인공지능, 고용, 경제성장, 불평등, 재분배 정책

경제학문헌목록 주제분류: O3, O4, J2, N1, D6

투고 일자: 2019. 9. 11. 심사 및 수정 일자: 2019. 10. 8. 게재 확정 일자: 2019. 10. 23.

\* 본 논문은 한국경제학회 한국경제포럼편집위원회에서 주최한 “AI의 확산! 한국경제 분야별 영향은?” 심포지엄 (2019년 8월 28일) 발표원고를 심사자의 논평을 반영하여 수정 보완하였고, 서울대학교 대학원의 연구지원을 받은 “4차 산업혁명에 대비한 대학원 교육 발전 방안: 경제학” 중 일부를 발췌, 정리한 것이다. 본고의 수정·보완 사항과 추가로 논의할 문제들을 자세히 지적해 준 익명의 두 심사자에게 깊은 감사를 표한다.

\*\* 서울대학교 경제학부 교수 & 서울대학교 금융경제연구원 겸무연구원, e-mail: kimy@snu.ac.kr

## I. 인공지능 : 4차 산업혁명의 핵심 기술

오늘날 전 세계는 증기기관과 전기 만큼 근본적인 범용 기술(general purpose technology: GPT)로 여겨지는 디지털 정보의 점진적인 전개를 목격하고 있다. 1930년대와 1940년대 튜링(Alan Turing), 노이만(John von Neumann), 섀넌(Claude Shannon)과 위너(Norbert Wiener)에 의해 디지털 정보의 이론적 토대가 마련됐고, 그후 1940년대 최초의 메인프레임 컴퓨터, 1947년 트랜지스터, 1950년대 후반 집적 회로, 그리고 1950년대 말 무어 법칙(Moore's Law)의 시작과 함께 디지털 정보의 본격적인 발전이 이루어졌다. 현재 디지털 혁명은 고체 물리학, 나노 기술, 광섬유, 디지털 통신 등 광범위한 분야 뿐만 아니라 과학의 모든 영역과 경제의 모든 부문에 걸친 응용 분야에 영향을 미치면서 소위 4차 산업혁명의 근간이 되고 있다.

한편 2017년 한국정보화진흥원의 한 보고서는 4차 산업혁명을 디지털 정보가 포함된 “데이터에 의해 추동되는 혁명(data-driven innovation)”으로 규정하고 있다.<sup>1)</sup> ‘21세기의 원유’라고 불리는 데이터는 제조업, 물류, 에너지, 의료서비스 등 다양한 분야에서 생성되어 왔으며 최근에는 스마트 기기, 사물인터넷(Internet of Things; IOT), 스마트 팩토리 등의 확산에 따라 데이터의 양 또한 급증하는 추세이다. 이러한 가운데 빅데이터(Big data), 인공지능(artificial intelligence; AI) 등 데이터 기반 혁신 기술은 유통·콘텐츠·금융에서의 맞춤형 서비스, 업무 자동화, 초기 단계의 자율주행 등을 가능하게 하면서 이미 우리 삶의 일부분으로 자리잡고 있다.<sup>2)</sup>

전문가들 사이에서 4차 산업혁명의 핵심 기술은 인공지능(artificial intelligence; AI)이라는 것에 대해서 이견이 없는 것으로 보인다. 1956년 다트머스(Dartmouth) 학회에서 맥커시(John McCarthy)는 ‘인공지능’이라는 용어를 처음 창안하면서 “기계가 언어를 사용하고 추상성과 개념을 형성할 뿐만 아니라 인간만이 풀 수 있었던 문제를 풀고 스스로 발전해 나가도록 만들 방법을 연구하는 분야”라고 정의했다.<sup>3)</sup> 이후 인공지능의 잠재력을 실현시키고자 수많은 연구가 시도되었으며, 1959년 사무엘(Arthur Samuel)은 머신러닝(machine learning)이라는 용어를 처음 만들어냈다.<sup>4)</sup>

그러나 머신러닝은 기술적 한계로 인해 인간의 지식을 기계에 주입하는 수준에 그

1) 한국정보화진흥원 (2017).

2) 강준영 (2018).

3) [https://en.wikipedia.org/wiki/John\\_McCarthy\\_\(computer\\_scientist\)](https://en.wikipedia.org/wiki/John_McCarthy_(computer_scientist)).

4) Samuel (1959) ; [https://en.wikipedia.org/wiki/Arthur\\_Samuel](https://en.wikipedia.org/wiki/Arthur_Samuel).

처 오다가 2012년 딥러닝(deep learning)이 개발되고 2016년 3월 알파고(AlphaGo)가 등장하면서 급속도로 발전하였다. 이에 2018년 4월 EU집행위원회는 증기기관, 전기와 마찬가지로 인공지능을 세상을 변화시킬 혁신 기술로 지목하였다. 전세계 로봇 출하 데이터를 사용한 최근 연구 결과에 따르면, 인공지능이 탑재된 로봇 분야가 1993년과 2007년 사이에 국내총생산(GDP) 증가분의 약 1/10을 차지한 것으로 나타났다.<sup>5)</sup> 또한 2016년 미국 대통령경제자문위원회(Council of Economic Advisers) 보고서에 따르면 전세계 로봇 기술 수요는 2010년과 2014년 사이에 거의 두 배로 증가했으며 로봇공학 특히 수와 점유율도 증가했다.<sup>6)</sup>

본고의 목적은 인공지능이 거시경제에 미친 영향을 분석한 최근 문헌을 소개하고 이로부터 정책 시사점을 논의하는 것이다. 먼저 인공지능의 기본 개념과 발전 과정 및 데이터경제의 기본 특성에 대해 간략히 살펴본다. 그리고 인공지능 기술의 도입과 사용에 관한 경제학계의 최근 논의 가운데 거시경제의 고용, 경제성장 및 불평등에 대한 연구를 자세히 살펴본다.

## 1. 인공지능이란 무엇인가?

옥스포드 영어사전에 따르면 인공지능(AI)은 “인간 지능을 필요로 하는 작업을 수행할 수 있는 컴퓨터 시스템의 이론 및 응용·개발(the theory and development of computer systems able to perform tasks normally requiring human intelligence)”을 의미한다. 구체적으로 인공지능은 현실 세계에서 머신러닝(machine learning) 혹은 기계학습과 자동화(automation), 그리고 인간 지능 이상의 일반적인 지능(super-intelligent machine)을 통해 구현되고 있다.

첫째, 인공지능에 대한 최근의 관심을 집중시킨 것은 무엇보다도 머신러닝이다. 머신러닝은 전산 통계(computational statistics)의 한 분야로, 컴퓨터가 학습할 수 있도록 하는 알고리즘(algorithm)과 기술을 개발하는 분야이다. 구체적으로 머신러닝은 데이터 분석을 통해 패턴을 결정하는 요소(feature)를 찾아내고 예측 능력을 높이기 위해 ‘패턴 요소가 포함된 로직(logic)’을 조정해 가는 과정을 의미한다. 즉, 머신러닝은 사람이 컴퓨터에 직접 로직을 지시하지 않아도 데이터를 통해 컴퓨터가 스스로

5) Graetz and Michaels(2015).

6) Council of Economic Advisers(CEA) (2016).

학습을 하며 그것으로 컴퓨터가 문제를 자동으로 해결하는 것을 의미한다.<sup>7)</sup> 이는 인공지능 개발 방식을 ‘인간 지식(rules and contingencies)을 주입’하는 것에서 ‘데이터 학습(learning from data)’으로 변화시켰다는데 의의를 가진다.

머신러닝의 학습 유형은 일반적으로 지도학습(supervised learning), 비지도학습(unsupervised learning), 그리고 강화학습(reinforcement learning)으로 구분된다.<sup>8)</sup> 첫째, 지도학습은 입력값이 대응하는 결과값을 구분·표시한 표본 데이터로 학습하는 방식을 말한다. 입력값과 목표로 하는 결과값을 연계시킨 학습·훈련용(training) 표본 데이터를 준비하는(labeling) 과정에 많은 인력과 비용이 투입되어야 하는 문제가 있다. 둘째, 비지도학습은 목표로 하는 출력값 없이 데이터를 탐색하여 패턴을 찾고 데이터를 분류하는 방식이다. 셋째, 알파고에 채택되면서 잘 알려진 강화학습은 ‘보상을 극대화’하는 원칙에 따라 작업 수행 방법을 터득하는 알고리즘으로 환경과 상호작용하고 스스로 수정하면서 로직을 최적화한다.

그러나 머신러닝은 1959년 사무엘(Arthur Samuel)이 머신러닝 개념을 처음 제안한 이후 2006년 힌튼(Geoffrey Hinton)의 딥러닝(deep learning)이 나오기 전까지<sup>9)</sup> 개발용 데이터에 대해서만 정확도를 보이고 새로운 데이터에 대해서는 예측력이 낮은 과적합(over-fitting) 문제를 해결하지 못했다. 딥러닝은 세상의 사물을 중첩된 개념의 계층으로 표현하는 과정에서 각 개념을 보다 단순하게 정의하면서 학습하는 머신러닝의 한 종류이다. 이는 인간의 신경망을 모방하여 만든 알고리즘으로 입력 노드로 구성된 하나의 레이어에서 패턴 요소를 추출하고 이를 압축하여 다음 레이어로 전달하면서 대상의 특성을 심층 학습한다.<sup>10)</sup> 즉, 딥러닝은 인공지능망을 기반으로 컴퓨터에게 사람의 사고방식을 가르치는 방법이다.

예를 들어 사람의 얼굴을 구분하는 인공지능 프로그램에서 각각의 신경망 레이어는 하나의 픽셀, 얼굴의 가장자리와 선, 얼굴 특징을 차례로 추출해 가면서 얼굴을 구분하는 과정을 거친다. 머신러닝의 경우 사람이 훈련 데이터를 알맞게 분류한 뒤 컴퓨터가 인식할 수 있도록 해야 한다. 그러면 컴퓨터가 데이터에 포함된 특징을 분석,

7) 에이콘 아카데미 “머신러닝과 딥러닝의 차이가 뭘까요?” <http://blog.naver.com/PostView.nhn?blogId=acornedu&logNo=221251427833&parentCategoryNo=&categoryNo=1&viewDate=&isShowPopularPosts=true&from=search>.

8) 머신러닝 학습유형과 딥러닝 모델에 대한 좀더 자세한 설명은 McKinsey and Company (2018)을 참조하기 바란다.

9) Hinton (2006).

10) Goodfellow, Bengio, and Courville (2016).

축적하는 과정을 거쳐 답을 이끌어 낸다. 반면에 딥러닝은 사람이 하던 작업 없이 알고리즘이 인공지능망을 이용해 스스로 분석하고 답을 내는 방식이다.

딥러닝 기술은 힌튼(Geoffrey Hinton)이 2006년 처음 제안한 이후 2012년 ImageNet 대회에서 그가 지도한 연구팀이 압도적으로 우승하면서 널리 알려졌다. 이후 딥러닝 알고리즘은 예측 기술(prediction technology)로 사용이 급증해왔으며, 특히 검색엔진 설계부터 이미지 인식, 언어 번역에 이르기까지 다양한 예측 작업에 유용할 뿐만 아니라 상업적으로도 활용 가능한 것으로 나타났다.

둘째, 자동화는 인공지능 그 자체는 아니지만 인공지능의 결과로 나타나는 프로세스이기 때문에 인공지능과 자동화는 밀접히 연관되어 있다. Gordon(2016)은 인공지능의 발전이 오랜 기간에 걸친 자동화 과정의 가장 최근 현상이라고 본다. 그러나 과거의 자동화 사례들과 달리 인공지능이 인간의 일반적인 지능에 더 가까워질수록 인간 노동의 대부분이 모든 영역에서 대체될 위험이 있음을 강조했다.

셋째, 최근 인공지능에 대한 관심은 머신러닝과 자동화에 쏠려 있지만, 컴퓨터 과학자와 철학자는 인간 지능과 같거나 그 이상의 인공지능(super-intelligent machine) 실현 가능성을 강조했다.<sup>11)</sup> 이들은 인간의 지능을 뛰어 넘는 기계의 경제적·사회적 영향은 매우 놀라울 것이기 때문에 그러한 사건의 잠재적 영향을 탐구하는 것은 충분한 가치가 있다고 본다.

## 2. 데이터 경제의 인프라

‘데이터 경제(Data Economy)’는 데이터가 경제의 중요한 자원으로 활용되는 경제를 말한다. 많은 이들은 데이터를 중심으로 일어나는 여러 경제 활동을 유전을 발견하여 원유를 생산하고 이를 정제·가공하여 휘발유와 첨단 신소재를 만드는 과정에 비유한다. 예를 들어 수집된 데이터는 화학 공정을 거치는 원유와 같이 알고리즘과 비즈니스 모델에 따라 가공되어 스마트폰이나 애플리케이션 등을 통해 소비자에게 유통되는 과정을 거치면서 가치가 창출된다는 것이다. 2017년 5월 The Economist는 구글, 아마존, 페이스북 등을 과거 석유 경제를 주도했던 스탠더드오일(Standard Oil)에 비유하면서 데이터를 ‘세상에서 가장 가치 있는 자원(The world’s most valuable resource)’이라고 평가했다.

11) Bostrom(2014), Kaplan(2016).

특히 기업의 재화·서비스 생산에 머신러닝이 활용됨에 따라 이때 사용되는 데이터가 생산의 중요한 투입요소가 된다. Varian (2018)에 따르면 어떤 기업이 머신러닝 시스템을 도입하려고 할 때 먼저 갖춰야 할 것은 관련 데이터를 수집하고 정리하는 “데이터 파이프라인(data pipeline)”이다. 예를 들어 소매 업체는 판매 시점에서 수집한 데이터를 컴퓨터에 업로드 할 수 있는 데이터베이스 시스템이 필요하다. 그 다음에 이 데이터는 재고 데이터, 물류 데이터(logistics data) 및 고객 관련 정보 등 다른 데이터와 결합된다. 원유를 수송하는데 필요한 송유관과 같이 이러한 데이터 파이프라인은 데이터 인프라를 구축하는데 가장 노동 집약적이고 비용이 많이 든다. 이는 일반적으로 상호 연결하기 어려운 기존 시스템(legacy systems)이 있기 때문이기도 하다.

일단 데이터가 정리되면 데이터 웨어하우스(data warehouse)에 함께 모아서 데이터를 가공하고(manipulate) 분석하는 작업을 할 수 있다. 전통적으로 회사들은 값비싼 컴퓨터를 구입하고 시스템 관리자를 고용하여 자체적으로 데이터 웨어하우스를 운영했었다. 그러나 현재는 Amazon Web Services(AWS), Google Cloud Platform(GCP) 또는 Microsoft Azure Cloud와 같은 클라우드 컴퓨팅 시설에 데이터를 저장하고 분석하는 것이 점점 더 보편화되고 있다.

클라우드 제공 업체는 데이터 분석을 위해 데이터베이스 및 도구를 유치하는데 필요한 하드웨어 및 소프트웨어를 관리하고 업데이트한다. 경제적 관점에서 볼 때 이전에는 사용자가 데이터 센터를 세우는데 들인 고정비용이 최근에는 데이터 센터 서비스 구매에 지급하는 가변비용으로 바뀌어가고 있다. 기업 입장에서서는 다양한 규모의 클라우드 서비스를 구입할 수 있기 때문에 소규모 기업이라도 최소한의 수준에서 시작하여 사용량에 따라 요금을 지급할 수 있다. 따라서 일반적으로 클라우드 서비스를 통해 컴퓨팅 및 데이터 리소스를 필요에 따라 구매하는 것이 자체 데이터 센터를 소유하는 것보다 비용 측면에서 훨씬 효율적이라고 할 수 있다.

실제로 오늘날 대부분의 기술창업자(tech startups)는 클라우드 공급자를 통해 필요한 하드웨어, 소프트웨어 및 네트워킹 서비스를 구입한다. 또한 클라우드 제공 업체는 고객이 즉시 사용할 수 있는 음성 인식, 이미지 인식, 번역 등과 같은 다양한 머신러닝 서비스도 제공하기 때문에 개별 기업이 이러한 작업들을 위해 자체 소프트웨어를 개발할 필요가 없다.

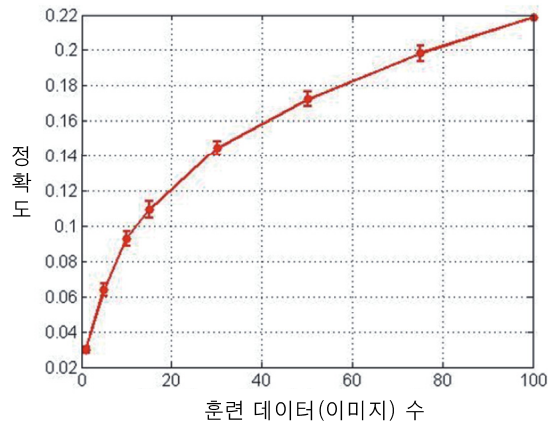
그렇다면 데이터는 새로운 생산 투입요소로서 어떤 특성을 갖는가? 하나는 비경합성(non-rivalry)이고 다른 하나는 규모수익감소(decreasing returns-to-scale)의 특

성이다. 첫째, ‘21세기의 원유’라고 불리는 데이터와 원유를 구분하는 중요한 특성이 바로 비경합성이다. 석유는 사유재(private goods)로서 소비가 경합적(rivalry)이다. 어떤 한 사람이 석유를 소비하면 다른 사람이 소비할 수 있는 석유는 그만큼 줄어든다. 반면에 어떤 한 사람의 데이터 사용이 다른 사람의 데이터 사용을 감소시키지 않는다는 점에서 데이터 사용은 비경합적(non-rivalry)이다.

따라서 데이터에 대해서는 사유재에 적용되는 “소유권(ownership)” 대신에 “접근성(access)”이 더 적합한 개념으로 보인다. 데이터는 사유재와 같은 방식으로 판매되는 것이 아니라 특정 용도로 라이선스(license), 즉 사용권이 부여된다. 현재 유럽에서 논쟁 중인 “자율자동차(autonomous vehicle) 데이터를 누가 소유해야 하는가?”의 이슈는 “자율자동차 데이터에 누가 접근할 수 있어야 하며 그것으로 무엇을 할 수 있는가?”라는 질문으로 바뀌어야 할 것이다. 실제로 어떤 자동차의 주행 데이터는 엔진, 네비게이션 시스템, 동승자의 휴대폰 등 여러 지점에서 수집된다. 타당한 이유없이 데이터에 대한 배타적 독점권을 부여하는 것은 데이터 활용을 불필요하게 제한하는 결과를 가져올 것이다. 특히 안전 측면에서 보면 여러 당사자로 하여금 자율자동차 데이터에 접근을 허용하는 것이 바람직할 것이다.

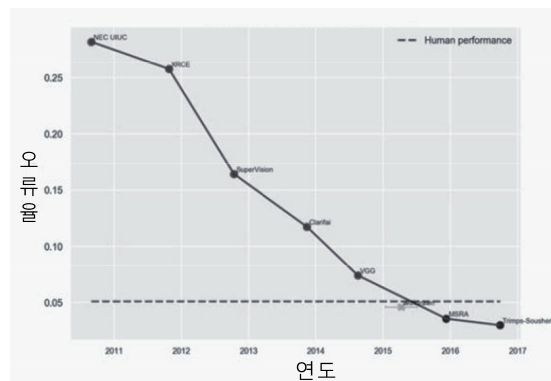
둘째, 데이터는 다른 대부분의 생산 투입요소와 마찬가지로 규모수익감소(decreasing returns-to-scale)의 특성을 갖는다. 예를 들어 <그림 1>의 (a)에서 이미지 인식에 사용된 훈련(training) 데이터(이미지)의 수가 증가함에 따라 정확도는 향상 되지만 향상 속도는 감소하는 것을 알 수 있다. 또한 <그림 1>의 (b)는 전세계 인공지능기술 경연대회인 이미지넷대회(ImageNet competition)의 오류율(error rate)이 지난 몇 년간 감소해왔음을 보여주고 있다. 이 경연대회에서 매년 훈련 및 시험 관찰의 수가 정해져 있었기 때문에, 대회에서 우승한 시스템의 향상된 성능은 단순히 머신러닝 훈련에 사용된 데이터 수의 증가에서 온 것이 아니라 보다 개선된 알고리즘, 개선된 하드웨어 및 향상된 전문 지식 등에 기인한 것으로 볼 수 있다.

〈그림 1〉 데이터의 규모수익감소 특성



출처: <http://vision.stanford.edu/aditya86/ImageNetDogs/>

(a)



출처: Eckersley and Nasser (2017)

(b)

주: Varian (2018) 에서 재인용.

### 3. 인공지능과 경제학 연구

최근 인공지능 및 로봇 공학 분야에서 볼 수 있었던 기술 역량의 극적인 증가는 사회에 수많은 기회와 도전을 제공하고 있다. 인공지능 기술을 효과적으로 활용하려면 이러한 기술이 산업, 생산성, 노동, 경제성장 및 불평등에 미치는 영향에 대한 깊은 이해가 필요하다.

또한 인공지능 기술의 도입과 사용에 관한 체계적인 데이터, 특히 사업체 (establishment) 수준의 데이터는 이러한 기술이 경제 및 사회에 미치는 영향을 이해



하는데 필수적이다. 개별 기업의 내부 데이터 수집, 공공 또는 민간 단체의 조사 및 센서스를 통한 데이터 생성 및 집계는 연구자와 정책입안자에게 인공지능 기술의 영향을 실증적으로 분석하고 적절한 정책 대응을 도출하는 데 필요한 도구를 제공할 것이다.

미국의 대표적 비영리 민간 연구 조직인 전미경제연구소(National Bureau of Economic Research; NBER)는 인공지능 기술의 기회와 도전을 논의하기 위해 2017년 9월 캐나다 토론토에서 인공지능 경제에 관한 첫 번째 컨퍼런스를 NBER Economics Digitization Initiative와 Sloan Foundation, Canadian Institute for Advanced Research, 그리고 토론토대학의 창조적 파괴 연구소(Creative Destruction Lab)의 후원을 받아 개최했다. 이 컨퍼런스의 목적은 향후 인공지능이 시장구조와 경쟁 정책, 혁신, 국제무역, 고용 및 생산성, 경제성장, 불평등 등에 미치는 영향 등 광범위한 연구 주제를 논의하는 것이었다.<sup>12)</sup>

특히 거시경제학자들은 인공지능과 로봇의 발전이 경제 전체적으로는 생산성 향상 및 생산 증가 등 긍정적인 영향을 가져올 수 있으나, 임금소득의 비중을 감소시키고 저숙련 노동자들을 대체함으로써 불평등을 심화시킬 가능성이 있다는데 대체적으로 동의했다. 무엇보다도 이들이 주목한 점은 인공지능 발전이 과거의 기술혁신과 달리 인간의 노동에 상당히 의존하던 분야들까지 자동화(automation) 하면서 노동을 대체하는 속도와 범위가 크게 증가할 수 있다는 것이었다. 제Ⅱ장에서는 이러한 인공지능 기술 도입에 따른 자동화가 거시경제의 고용, 경제성장 및 불평등에 미치는 영향을 논의한 최근 문헌을 소개하고 정책 시사점을 논의한다.

## Ⅱ. 인공지능과 자동화의 거시경제학

역사적으로 볼 때 인공지능의 도입은 오랫동안 지속되어온 자동화의 과정이다. 19세기 후반과 20세기 초반의 기계화는 인간이 수행해온 육체노동의 대부분을 자동화했고, 20세기 중반부터 후반의 정보기술 발전은 인간이 수행하던 표준화된 데이터 처리를 자동화했다.<sup>13)</sup> 이러한 기술진보는 일반적으로 사회에 부의 증가를 가져온다. 동

12) 컨퍼런스에서 발표된 논문들은 곧 책으로 발간될 예정이다: The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda, edited by Ajay K. Agrawal, Joshua Gans, and Avi Goldfarb, forthcoming, University of Chicago Press.

13) Korinek and Stiglitz(2018).

시에 기술진보가 사회에 미치는 영향은 이로부터 얻는 소득이 어떻게 분배되는가에 달려 있다. 인공지능·머신러닝 직전의 범용 기술(general purpose technology: GPT)로 여겨지는 컴퓨터 및 인터넷은 스킬 편견(skill bias)과 자본소득분배율의 증가를 가져왔다.<sup>14)</sup> 인공지능의 영향이 컴퓨터·인터넷의 영향과 유사한 측면도 있으나 인공지능의 발전은 ‘인간 지식 노동의 자동화’라는 의미에서 그 영향이 컴퓨터 및 인터넷 확산의 영향과 근본적으로 다른 부분이 있을 것으로 보인다.

일부에서는 인공지능의 발전이 긴 자동화 과정에서 나타난 가장 최근의 현상일 뿐이라고 평가한다.<sup>15)</sup> 그러나 인공지능이 인간의 일반적인 지능에 더 가까워질수록 인간 노동의 대부분이 모든 영역에서 대체될 위험이 있다는 점에서 과거의 기술혁신 사례들과 중요한 차이가 있음을 강조한다. 이러한 관점에 따르면 인공지능의 발전은 기술진보의 계속일 뿐 아니라 기술진보의 절정이다. 이는 이전에 기술혁신의 파급 효과와 현저하게 다른 역사의 과정으로 이어질 수 있으며 Barrat (2013)이 “우리의 최종 발명품(Our Final Invention)”이라고 일컫는 것이 될 수 있다.<sup>16)</sup>

2017년 9월 시카고 부스(Booth) IGM 포럼의 경제전문가 패널(Economic Experts Panel)은 미국의 우수 대학들에 있는 41명의 경제학자들에게 다음 주장에 동의하는지를 물었다<sup>17)</sup>:

선진국에서 로봇 및 인공지능의 사용 증가는 부정적인 영향을 받은 근로자들의 임금 손실을 충분히 보상할 만큼 큰 이익을 창출할 가능성이 있다.

이 주장에 대해 일부 경제학자들(10%)만 불확실하다고 답했을 뿐 대부분이 동의한다고 답했다. 즉, 경제학자들은 인공지능이 상당한 경제적 이익을 얻을 수 있는 기회로 생각하는 것으로 보인다.

또한 2014년 2월 시카고 부스 IGM 포럼의 경제전문가 패널은 미국의 우수 대학들에 있는 44명의 경제학자들에게 다음 주장에 동의하는지를 물었다:

자동화는 역사적으로 미국의 고용을 감소시키지 못했다.

14) Autor, Katz, and Krueger (1998), Autor et al. (2017).

15) Gordon (2016).

16) Korinek and Stiglitz (2018).

17) IGM Economic Experts Panel, 2017. <http://www.igmchicago.org/surveys/robots?and?artificial?intelligence?2>.

이 주장에 대해서도 4%만 동의하지 않고 8%는 불확실하다고 답했을 뿐 대부분의 경제학자들은 이 주장에 동의했다. 그러나 2017년 9월 IGM 포럼의 경제전문가 패널을 대상으로 한 아래 주장에 대해서는 엇갈린 답변이 나왔다:

노동시장 제도와 직업 훈련을 현 상태로 유지한 채, 로봇과 인공지능의 사용 증가는 선진국에서 장기간 실직한 근로자의 수를 크게 증가시킬 것으로 보인다.

이 진술에 대해 44%는 동의하고, 26%는 동의하지 않으며, 31%는 불확실하다고 답했다. 이는 인공지능의 사용이 장기적으로 번영과 새로운 일자리를 가져오는 반면, 단기적으로는 근로자가 새로운 일에 적응하는데 혼란(disruption)이 불가피할 것임을 예상한 것으로 보인다.

요약하면, 대부분의 경제학자들은 인공지능·자동화의 확산에 따라 장기적으로 사회가 더 부유해진다는데 동의하지만, 고용과 소득분배 문제에 대해서는 이견을 가지고 있다. 이러한 견해가 반영된 최근 대표적 연구를 차례로 살펴보고 정책 시사점을 논의하고자 한다.

## 1. 고 용

지난 20년 동안 인공지능과 로봇 공학이 크게 발전해 왔으며 이러한 기술진보는 가까운 미래에 전 세계의 업무(tasks)를 변화시킬 것으로 예측된다.<sup>18)</sup> 한편으로 인공지능과 로봇 공학의 발전이 인간 노동의 종식을 가져올 것이라는 우려가 제기되고 있는 반면, 다른 한편에서는 과거 중요한 기술혁신이 결국 노동에 대한 수요를 증가시키고 임금 상승을 가져왔기 때문에 이번에도 우려할 필요가 없다고 주장한다.

McKinsey Global Institute의 보고서(McKinsey, 2017)에서는 2030년까지 7300만 개의 일자리가 자동화 될 수 있다고 보았다. 또한 Frey and Osborne(2017)은 미국 경제의 47%가 인공지능 관련 분야의 발전으로 인해 자동화 될 위험에 처해 있다고 경고했다. 인간 지능이 최근 인공지능보다 열등해진 영역에 방사전학, 금융 거래, 법률 보조원(paralegal) 업무, 인수(underwriting) 업무 및 운전 등이 포함되었다. 이러한 노동시장의 혼란은 인공지능의 발전 속도와 노동·자본에 미치는 차별적 영향

18) Brynjolfsson and McAfee(2012), Ford(2016), Boston Consulting Group(2015), McKinsey(2017).

(factor bias)에 달려있을 것으로 보인다.

Acemoglu and Restrepo (2018)는 Acemoglu and Restrepo (2016), Zeira (1998) 및 Acemoglu and Autor (2011)를 토대로 인공지능 발달에 따른 자동화가 고용과 일자리, 임금 수준에 미치는 영향을 분석하기 위한 업무 중심(task-based) 모형을 개발했다. 먼저 인공지능과 로봇 공학을 통한 자동화는 이전에 업무를 수행했던 근로자들을 대체하는 강력한 고용 대체효과(displacement effect)를 가져오고, 이는 노동소득 분배율을 낮추게 된다. 그러나 이를 상쇄하는 다음 두 가지 효과가 동시에 나타날 수 있다. 생산성이 증가하고 자본이 축적됨에 따라 노동 수요가 증가하는 생산성 효과(productivity effect)가 하나이고, 기계보다 노동이 비교우위를 가지는 새로운 업무가 창출되는 재고용 효과(reinstatement effect)가 다른 하나이다. 이제 Acemoglu-Restrepo 모형의 주요 분석을 알아보자.

### (1) 모형

최종 재화  $Y$ 의 생산은 개별 업무  $x \in [N-1, N]$ 들을 결합하여 다음과 같은 생산함수에 의해 이루어진다고 가정한다.

$$\ln Y = \int_{N-1}^N \ln y(x) dx$$

여기서  $y(x)$ 는 업무  $x$ 의 생산물(output)을 나타낸다. 개별 업무  $x$ 는 인간의 노동  $l(x)$  혹은 기계·자본  $m(x)$ 를 투입요소로 이용하며, 해당 업무의 자동화 여부에 따라 투입요소가 결정된다.

개별 업무 중 기술적으로 자동화가 가능한 업무의 집합을  $x \in [0, I]$ 라고 하면, 이 업무의 생산물은 노동 또는 기계로 생산 가능하다. 이때  $I$ 는 개별 업무 중 자동화의 최대 가능 범위를 나타낸다. 반면에 자동화 되지 않은 업무의 생산물은 노동만으로 생산이 가능하다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$y(x) = \begin{cases} \gamma_L(x)l(x) + \gamma_M(x)m(x) & \text{if } x \in [0, I] \\ \gamma_L(x)l(x) & \text{if } x \in (I, N] \end{cases}$$

위 식에서  $\gamma_L(x)$ 는 업무  $x$ 의 노동생산성을 나타내며  $x$ 의 증가함수로 가정한다. 또한  $\gamma_M(x)$ 는 업무  $x$ 의 기계·자본생산성을 나타낸다. 여기서 투입요소의 생산성 비율  $\gamma_L(x)/\gamma_M(x)$ 은  $x$ 의 증가함수로 가정한다. 이는  $x$ 가 클수록 노동이 기계보다 상대적으로 비교우위가 있음을 의미한다.

논의를 단순화하기 위해 노동 공급  $L$ 과 기계·자본 공급  $K$ 는 투입요소가격에 대해 비탄력적으로 고정되어 있다고 가정한다. 이는 노동 수요의 변화가 노동소득분배율과 임금수준에 영향을 미치지만 고용 수준에는 영향을 미치지 않는다는 것을 의미한다.

이와 같은 업무 중심(task-based)의 생산함수에서 기술수준의 변화는 다음 4가지 유형으로 분류할 수 있다. 첫째,  $\gamma_L(x)$ 의 증가는 노동부가형(labor-augmented) 기술진보를 의미한다. 둘째,  $\gamma_M(x)$ 의 증가는 자동화에 따른 기술 심화(deepening of automation)를 의미한다. 셋째,  $I$ 의 증가는 자동화 가능 업무 범위(automation at the extensive margin)의 증가를 의미한다. 넷째,  $N$ 의 증가는 새로운 업무의 창출(creation of new tasks)을 나타낸다.

## (2) 균형

이 모형 경제의 균형 임금수준을  $W$ , 균형 자본가격을  $R$ 이라고 할 때 다음 조건이 충족된다고 가정한다.

$$\frac{\gamma_L(I)}{\gamma_M(I)} < \frac{W}{R} < \frac{\gamma_L(N)}{\gamma_M(N-1)} \quad (\text{A1})$$

여기서 첫 번째 부등식은 개별 업무 중  $x \in [N-1, I]$ 가 기계에 의해 생산이 이루어진다는 것을 의미하며, 두 번째 부등식은  $N$ 의 증가(즉, 새로운 일자리 창출)가 총생산의 증가를 가져온다는 것을 의미한다.<sup>19)</sup>

가정 (A1)에 따라  $x \in [0, I]$ 는 기계에 의해 생산되므로  $x \in [0, I]$ 에 대해  $y(x) = \gamma_M(x)m(x)$ 이고, 이때  $m(x)$ 는 업무  $x$ 에 필요한 자본 수요이다. 이때 주어진 자본

19) 가정 (A1) 하에서 비용극소화 조건과 시장 청산(market clearing)이 이뤄지는 균형이 존재함을 보일 수 있다.

가격이  $R$ 이므로  $y(x)$ 의 총생산비용은  $R \cdot m(x)$ 이 되고 단위 생산비용과 가격은 다음과 같이 결정된다.

$$p(x) = \frac{R \cdot m(x)}{y(x)} = \frac{R}{\gamma_M(x)} \text{ if } x \in [0, I]$$

이와 유사한 방식으로  $x \in (I, N]$ 는 노동을 이용하여 생산되므로 단위 생산비용과 가격은 다음과 같이 결정된다.

$$p(x) = \frac{W \cdot l(x)}{y(x)} = \frac{W}{\gamma_L(x)} \text{ if } x \in (I, N]$$

이제 업무  $x$ 에 투입되는 기계·자본 수요와 노동 수요를 각각 도출해 보자. 먼저 업무  $x$ 의 생산물에 대한 수요가  $y(x) = Y/p(x)$ 이므로 업무  $x \in [0, I]$ 에 투입되는 기계·자본의 수요는 다음과 같다.

$$m(x) = \frac{y(x)}{\gamma_M(x)} = \frac{Y}{p(x)\gamma_M(x)} = \frac{Y}{R} \text{ if } x \in [0, I]$$

따라서 일반적으로 업무  $x$ 에 투입되는 기계·자본 수요  $m(x)$ 는 다음과 같다.

$$m(x) = \begin{cases} \frac{Y}{R} & \text{if } x \in [0, I] \\ 0 & \text{if } x \in (I, N] \end{cases} \quad (1)$$

이와 유사한 방식으로 업무  $x$ 에 투입되는 노동 수요  $l(x)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$l(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in [0, I] \\ \frac{Y}{W} & \text{if } x \in (I, N] \end{cases} \quad (2)$$

기계·자본과 노동의 총수요는 각각 개별 업무  $x$ 에 투입되는 기계·자본 및 노동

수요의 총합으로 결정된다.

$$K = \int_0^N m(x) dx = \int_{N-1}^I \left( \frac{Y}{R} \right) dx = \frac{Y}{R} (I - N + 1) \quad (3)$$

$$L = \int_0^N l(x) dx = \int_I^N \left( \frac{Y}{W} \right) dx = \frac{Y}{W} (N - I) \quad (4)$$

위 식을 각각 자본가격과 임금에 대한 식으로 다시 나타내면 다음과 같다.

$$R = \frac{Y}{K} (I - N + 1) \quad (5)$$

$$W = \frac{Y}{L} (N - I) \quad (6)$$

최종 재화  $Y$ 의 단위 가격을 1로 놓고(normalize) 앞서 도출한  $p(x)$ 를 대입하면 다음 식을 얻게 된다.

$$\ln 1 = 0 = \int_{N-1}^N \ln p(x) dx = \int_{N-1}^I [\ln R - \ln \gamma_M(x)] dx + \int_I^N [\ln W - \ln \gamma_L(x)] dx$$

위 식에 앞서 도출한 식 (5)의 균형 자본가격  $R$ 과 식 (6)의 균형 임금  $W$ 를 대입한 뒤 최종 재화의 생산  $Y$ 에 대한 식으로 정리하면 다음과 같은 콥-더글러스(Cobb-Douglas) 형태의 생산함수가 도출된다.

$$Y = B \left( \frac{K}{I - N + 1} \right)^{I - N + 1} \left( \frac{L}{N - I} \right)^{N - I} \quad (7)$$

여기서  $B \equiv \exp \left( \int_{N-1}^I \ln \gamma_M(x) dx + \int_I^N \ln \gamma_L(x) dx \right)$ 로서 평균생산성을 의미한다. 또한 식 (6)으로부터 총소득에서 노동소득이 차지하는 비중인 노동소득분배율은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$s_L \equiv \frac{WL}{Y} = (N - I) \quad (8)$$

### (3) 자동화와 고용

업무 중심의 생산함수 (7)은 기존 거시경제학에서 가정해온 콥-더글러스 생산함수를 일반화한 것으로 볼 수 있다. 즉, 일정 수준의 자본소득분배율과 노동소득분배율을 가정한 기존의 콥-더글러스 생산함수와 달리, 업무 중심의 생산함수 (7)은 자동화 가능 업무의 범위( $I$ )와 새로운 업무의 창출( $N$ )에 따라 자본소득분배율과 노동소득분배율이 각각  $(I - N + 1)$ 과  $(N - I)$ 로 결정된다. 특히 인공지능·머신러닝의 발달로 인한 자동화 가능 업무 범위( $I$ )의 증가는 자본소득분배율의 증가를 가져오는 반면, 기계보다 노동이 비교우위를 가지는 새로운 업무의 창출(즉,  $N$ 의 증가)은 노동소득분배율의 증가를 가져온다.

#### ① 대체효과

자동화는 노동 수요에 대한 대체효과(displacement effect)와 생산성효과(productivity effect)를 동시에 가져온다. 노동 수요를 나타내는 식 (6)에서 자동화의 영향을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d \ln W}{dI} = \underbrace{\frac{d \ln (N - I)}{dI}}_{\text{대체효과} < 0} + \underbrace{\frac{d \ln (Y/L)}{dI}}_{\text{생산성효과} > 0} \quad (9)$$

위 식에서 볼 수 있듯이 생산성효과가 없거나 매우 작다면 대체효과로 인해 자동화는 노동 수요와 임금 수준을 모두 감소시키게 된다.

#### ② 생산성효과

생산성효과는 기술 도입으로 인한 생산성 증가가 노동 수요 증가와 임금 수준 상승을 가져오는 효과이다. 이러한 자동화의 생산성효과는 생산함수 (7)에서 도출된 노동생산성( $Y/L$ )으로부터 다음과 같이 노동 및 자본의 생산성 및 각각의 요소 가격에 대한 식으로 나타낼 수 있다.



$$\frac{d \ln(Y/L)}{dI} = \ln \left[ \frac{W}{\gamma_L(I)} \right] - \ln \left[ \frac{R}{\gamma_M(I)} \right] > 0$$

이를 식 (9)에 대입하면 다음과 같다.

$$\frac{d \ln W}{dI} = \underbrace{-\frac{1}{N-I}}_{\text{대체효과} < 0} + \underbrace{\ln \left[ \frac{W}{\gamma_L(I)} \right] - \ln \left[ \frac{R}{\gamma_M(I)} \right]}_{\text{생산성효과} > 0} \quad (10)$$

여기서 뛰어난 자동화 기술의 경우는  $\gamma_L(I)/W \ll \gamma_M(I)/R$ 이므로 대체효과를 상쇄하는 생산성효과에 의해 노동 수요가 증가하고 임금 수준이 상승하게 된다. 반면에 평범한 자동화 기술의 경우는  $\gamma_L(I)/W \approx \gamma_M(I)/R$ 이므로 자동화의 대체효과만 남게 되어 노동 수요가 감소하고 임금 수준이 하락한다. 즉, 노동 수요를 감소시키는 것은 생산성을 크게 증가시키는 자동화 기술이 아니라, 기존 노동 생산성과 비슷한 수준의 생산성을 더 낮은 비용으로 제공하는 평범한 자동화 기술이다.

한편 노동소득분배율을 나타내는 식 (8)로부터 자동화의 영향을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{ds_L}{dI} = -1 < 0$$

이는 자동화가 항상 노동생산성( $Y/L$ )의 증가에 못 미치는 임금수준( $W$ )의 상승을 가져오기 때문에 그 결과 노동소득분배율이 감소하게 된다는 것을 의미한다.

### ③ 자본 축적

생산성효과는 자동화 기술 도입에 따른 생산비용의 감소에 기인한다. 지금까지의 분석에서는 기계·자본 공급이 고정되어 있다고 가정하였다. 이때 추가적인 자동화 기술의 도입은 자본 수요의 증가와 함께 자본 임대료( $R$ )를 상승시킨다.

그러나 이러한 고정된 자본 공급에서 나타나는 현상은 단기적인 현상으로 볼 수 있다. 일반적으로 주어진 노동 공급에서 자본 축적에 따라 기계·자본 공급이 증가하면 임금 수준( $W$ )이 상승하고 자본 임대료( $R$ )는 하락하여  $\gamma_L(I)/W \ll \gamma_M(I)/R$ 이 되므로 생산성효과가 더욱 강하게 나타날 수 있다.

#### ④ 자동화 기술의 심화

자동화 기술의 심화도 대체효과를 상쇄할 수 있다. 여기서 자동화 기술 심화는 자동화 기술 발전이 기존 자동화 기술의 성능을 향상시키거나 새로운 기계로 노후화된 기계를 대체하여 생산성이 증가하는 것을 의미한다. 이는  $x < I$ 의 구간에 있는 업무의 기계·자본생산성  $\gamma_M(x)$ 이 증가하는 결과를 가져올 것이다.

분석의 단순화를 위해 모든 업무  $x$ 에 대해서  $\gamma_M(x) = \gamma_M$ 이라고 가정하면, 주어진  $I$ 에서 기술 심화로 인한  $d\ln\gamma_M > 0$ 만큼의 자본생산성 증가가 임금 수준에 미치는 영향은 다음과 같다.

$$d\ln W = d\ln\left(\frac{Y}{L}\right) = (I - N + 1)d\ln\gamma_M > 0$$

따라서 자동화 기술 심화는 노동 수요 증가와 임금 상승을 통해 대체효과를 상쇄시킬 수 있다.

#### ⑤ 새로운 업무 창출과 노동의 비교우위

자동화에 따른 자본 축적과 기술 심화보다 더 강력하게 대체효과를 상쇄시키는 것은 노동이 비교우위를 갖는 새로운 업무의 창출, 즉  $N$ 의 증가이다. 이러한 새로운 업무 창출의 생산성 증가 효과는 생산함수 (7)에서 도출된 노동생산성( $Y/L$ )으로부터 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d\ln(Y/L)}{dN} = \ln\left[\frac{R}{\gamma_M(N-I)}\right] - \ln\left[\frac{W}{\gamma_L(N)}\right] > 0$$

이를 이용하여 노동 수요를 나타내는 식 (6)으로부터 새로운 업무 창출( $N$ 의 증가)의 효과를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d\ln W}{dN} = \underbrace{\frac{1}{N-I}}_{\text{재고용효과} > 0} + \underbrace{\ln\left[\frac{R}{\gamma_M(N-I)}\right] - \ln\left[\frac{W}{\gamma_L(N)}\right]}_{\text{생산성효과} > 0} \quad (11)$$

따라서 새로운 업무의 창출은 생산성효과를 강화하는 재고용 효과(reinstatement

effect)를 통해 자동화의 대체효과를 상쇄시키면서 노동 수요 증가와 임금 수준 상승을 가져올 수 있다.

한편 자동화의 고용 대체효과를 상쇄시키는 자본 축적과 기술 심화가 노동소득분배율의 감소에는 아무런 영향을 미치지 못한 것과 대조적으로, 새로운 업무의 창출은 식 (8)로부터 다음과 같이 노동소득분배율의 증가를 가져올 수 있다.

$$\frac{ds_L}{dN} = 1 > 0$$

장기적으로 볼 때 제1차 산업혁명 이후 자동화는 보편적인 현상이 되었다. 20세기에 전기, 내연 기관 및 반도체가 자동화를 용이하게 했으며, 현재 인공지능은 자동화 운전에서부터 의료 권고(medical recommendation)에 이르기까지 도달 할 수 없다고 생각한 많은 업무를 자동화하고 있다. 이러한 자동화 범위의 확대를 상쇄하는 “균형추”가 없었다면 노동소득분배율은 지속적으로 감소했을 것이지만 실제로는 그렇지 않았다. 자동화와 함께 노동이 비교우위를 갖는 업무의 창출이 노동소득분배율의 지속적 감소를 방지하는 주 동력이 되었던 것으로 보인다.

이러한 새로운 업무 창출의 “균형추” 역할은 식 (10)과 (11)을 다음과 같이 결합하여 확인할 수 있다.

$$\begin{aligned} d \ln W = & \left\{ \ln \left[ \frac{R}{\gamma_M(N-I)} \right] - \ln \left[ \frac{W}{\gamma_L(N)} \right] \right\} dN + \left\{ \ln \left[ \frac{W}{\gamma_L(I)} \right] - \ln \left[ \frac{R}{\gamma_M(I)} \right] \right\} \\ & + \frac{1}{N-1} (dN - dI) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 식 (8)로부터  $ds_L = dN - dI$ 이다. 따라서 자동화에 따른 새로운 업무 창출(즉,  $N$ 의 증가) 만큼 자동화 업무 범위( $I$ )가 증가하면 ( $dN = dI$ ), 노동소득분배율은 일정 수준을 유지하게 되고 자동화와 함께 임금 수준이 생산성 증가에 비례하여 상승하게 된다. 실제로 식 (12)에  $dN = dI$ 을 대입하면 식 (12)의 첫째 줄만 남게 되는데, 이는 곧 임금 상승폭이 생산성 증가폭과 같다는 것을 나타내며 식 (A1)의 가정에 따라 다음과 같이 양(+)의 값을 갖는다.

$$d \ln W = \left\{ \ln \left[ \frac{\gamma_L(N)}{\gamma_M(N-I)} \right] - \ln \left[ \frac{\gamma_L(I)}{\gamma_M(I)} \right] \right\} dI > 0$$

요약하면, 자동화 기술의 도입은 분명히 자동화 업무 범위의 확대에 따라 노동 수요를 감소시키는 대체효과가 있으나, 이를 상쇄시키는 다양한 효과들이 존재한다. 먼저 생산성효과는 대체효과를 압도하여 노동 수요 증가와 임금 수준 상승을 가져올 수 있다. 이때 노동 수요의 감소를 가져오는 요인은 뛰어난 자동화 기술보다는 평범한 자동화 기술의 도입으로 볼 수 있다. 자동화의 생산성효과와 더불어 자본 축적과 자동화 기술 심화도 대체효과를 상쇄시킬 수 있다.

이러한 효과들이 노동소득분배율을 감소시키는 결과를 가져오지만, 노동이 비교우위를 갖는 새로운 업무의 창출이 노동소득분배율의 감소를 방지할 수 있다. 따라서 자동화에 따른 고용의 변화는 자동화 업무 범위의 확대와 새로운 업무의 창출 간 균형에 달려있다고 볼 수 있다.

다수의 경제학자들은 일반적으로 일자리에 대한 인공지능의 역할에 대해 그리 비관적이지 않다. 그들은 기술진보가 일부 분야에서 일자리를 없애기만 하는 것이 아니라, 종종 일자리를 늘리고 경제 전체의 임금 수준을 올리는 등 새로운 기술이 미래에 긍정적 영향을 미칠 수 있다는 점을 강조했다.<sup>20)</sup>

한편 인공지능의 주된 경제적 영향은 직업 이상의 의미가 있다고 보는 견해가 있다. 최근의 기술 발전이 계속된다면 인공지능은 제품의 품질과 삶의 질을 향상시킬 잠재력이 있다는 것이다. 인공지능으로 의료 문제를 더 잘 진단하고, 고속도로의 안전을 향상시키며, 교통량이 많을 때 운전 시간을 절약하거나 우리 삶의 질을 향상시키는 데 도움이 된다면 이것은 직접적으로 소비자에게 돌아가는 혜택이라는 점을 강조한다.<sup>21)</sup>

그러나 많은 경제학자들이 인공지능의 기술진보가 장기적으로 자동화의 고용 대체효과를 상쇄하는 새로운 업무 창출효과를 가져올 수 있을지라도, 단기·중기적으로는 근로자들의 스킬(skill)과 인공지능 기술 간 불일치(mismatch) 문제와 불평등 심화 등의 문제가 나타날 가능성이 높다는 것을 지적하고 있다.

20) Autor(2015), Autor and Salomons(2018), Brynjolfsson and McAfee(2014), Mokyr(2014) 등이 포함된다.

21) Goolsbee(2018), Bresnahan and Gordon(1997), Goolsbee and Klenow(2006), Varian(2013).

#### (4) 정책 시사점: 고용과 바람직한 AI 발전 및 혁신 방향

Acemoglu and Restrepo (2019)는 인공지능의 발전이 항상 인간의 노동을 대체하는 방향으로만 이루어질 필요는 없으며 새로운 노동과 일자리 창출도 가능하다는 것을 강조한다. 인지적 측면에서 인간의 노동을 대체하는 인공지능 기술(예를 들어 그림, 언어 인식 등)은 인간의 능력보다 매우 뛰어난 수준을 확보하기 어려워 생산성을 크게 증가시키기 어려운 측면이 있으며, 이 경우 노동 대체효과를 상쇄할 충분한 생산성효과를 가져오지 못할 가능성이 있다는 것이다.

여러 가지 인공지능 기술 중에서 인간의 노동을 대체하는 인공지능 기술의 발전은 빠른 속도로 이루어질 가능성이 높다. 이러한 기술 발전은 노동수요 감소 및 노동소득분배율의 감소를 가져오고 불평등 문제를 심화시킬 가능성이 높다.<sup>22)</sup> 반면, 인간의 노동을 새로운 방법으로 사용하도록 돕고(enhancing human capabilities) 새로운 유형의 일자리를 창출할 인공지능 기술의 발전은 외부성으로 인한 시장실패(market failure)가 나타남에 따라 시장에서 간과될 가능성이 있다. 따라서 정책 개입을 통하여 인센티브를 제공할 필요가 있다.

이러한 측면에서 혁신(innovation)과 창업(startup)을 적극적으로 지원하되, 혁신의 정의에 대해서 다시 생각해볼 필요가 있다. 정부가 혁신을 (노동)비용 절감 또는 (대부분 자본가들에게 돌아갈) 새로운 수익 창출을 위한 첨단기술로 좁게 이해하고 지원한다면 노동을 자본으로 대체하는 편향된 기술발전을 가속화할 가능성이 있다. 따라서 새로운 유형의 노동과 일자리를 개척하고 인간의 삶을 더욱 풍요롭게 해 줄 수 있는 다양한 아이디어에 대해 혁신성을 인정하고 지원할 수 있도록 산업정책을 재검토할 필요가 있다.

또한 인공지능과 관련된 대학 교육과 연구 지원이 당장 기업의 요구를 충족시키는 방향으로만 이루어지고 있는 것은 아닌지 점검할 필요가 있다. 바람직한 산업정책이 노동 대체를 상쇄하기에 충분한 생산성 증가와 일자리 창출이 일어나는 균형의 실현에 필수적일 것이다.

22) Acemoglu and Restrepo (2018a).

## 2. 경제성장

인공지능 기술 도입에 따른 재화·서비스 생산 자동화의 증가는 경제 전체의 성장과 소득 분배에 영향을 미칠 수 있다. 나아가 인공지능은 새로운 아이디어 및 기술 창출 과정을 변화시켜 문제 해결 능력을 확장할 수 있다. 일부 연구자들은 인공지능이 급속하게 자기 개선되어 유한 시간에 무제한의 기계 지능(machine intelligence)을 통해 무한한 경제성장을 가능케하는 “특이점(singularities)”으로 이어진다는 주장을 했다.<sup>23)</sup>

Aghion, Jones, and Jones(2018)는 인공지능이 장기적 경제성장에 미치는 영향에 대해 다음과 같은 질문을 제기했다.

- 인공지능이 상품 및 서비스 생산의 자동화를 증가시킨다면 그것은 경제성장에 어떤 영향을 미칠 것인가?
- 21세기 인공지능의 출현 이후에도 20 세기 대부분에 걸쳐 나타난 경제성장을 및 자본소득분배율의 장기적 불변성이 지속될 것인가?

Aghion, Jones, and Jones(2018)는 자동화가 장기적 경제성장에 영향을 미치는 메커니즘에 보몰(William Baumol)의 “비용효과”(cost disease)를 강조한다. Baumol(1967)에 따르면 특정 산업부문에 기계화 및 자동화가 진행됨에 따라 노동생산성과 임금 수준이 상승하는 경우, 상대적으로 노동집약적이고 기계화·자동화가 어려운 (따라서 노동생산성이 상대적으로 낮은) 여타 산업부문의 임금 수준도 상승하게 된다. 이는 특정 부문의 기계화·자동화에 따라 기계·자본의 보완적(complementary) 투입요소인 노동에 대한 수요도 증가하면서 노동생산성이 낮은 부문의 임금 수준도 따라서 오르기 때문이다.

특히 경제 전체의 노동력 대비 자본량( $K/L$ )이 증가하는 경우 자본집약적인 자동화 부문이 빠르게 성장하고 보몰의 비용효과에 의해 노동집약적인 비자동화 부문의 평균생산비용과 상품 가격이 상승하면서, 자동화 부문에서 생산된 재화의 상대가격은 하락할 것이다. 그 결과 자동화 부문에서 생산된 재화의 가격 수요탄력성이 낮다면, 국내총생산(GDP) 대비 자동화 부문 생산물의 부가가치 비중과 자본소득분배율

23) Good(1965), Vinge(1993), Kurzweil(2005).

(즉, 총소득에서 자본소득이 차지하는 비중)이 감소하게 된다. 실제로 농업부문과 제조업부문의 기계화·자동화는 GDP 대비 농업·제조업 부문 비중의 감소를 가져왔다. 이러한 자동화의 비용효과가 장기적 경제성장에 미치는 영향을 분석한 Aghion-Jones-Jones 모형의 주요 내용을 알아보자.

### (1) 모형

어떤 시점  $t$ 에서 자동화된 재화(goods) 또는 업무(task)의 비중을  $\beta_t$ 라고 하자. 단순화를 위해 자동화 부문의 재화 1단위는 자본( $K_t$ ) 1단위 투입으로 생산 가능하면, 비자동화 부문의 재화 1단위는 노동( $L_t$ ) 1단위 투입으로 생산 가능하다고 가정한다. 또한 모든 재화 생산에 자본과 노동이 각각 균등하게 배분된다고 가정하면, 자동화된 개별 부문의 재화 생산에 사용된 자본량이  $K_t/\beta_t$ 이고, 자동화 되지 않은 개별 부문의 재화 생산에 사용된 노동량은  $L_t/(1-\beta_t)$ 이 된다. 따라서 경제 전체의 총생산함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} Y_t &= A_t \left[ \beta_t \left( \frac{K_t}{\beta_t} \right)^\rho + (1-\beta_t) \left( \frac{L_t}{1-\beta_t} \right)^\rho \right]^{1/\rho} \\ &= A_t [\beta_t^{1-\rho} K_t^\rho + (1-\beta_t)^{1-\rho} L_t^\rho]^{1/\rho} \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 재화들 간 대체탄력성이 1보다 작아서  $\rho < 0$ 이면, 자동화 부문의 재화 생산에 투입되는 자본과 비자동화 부문의 재화 생산에 투입되는 노동은 상호 보완적인(complementary) 관계를 갖는다.

식 (12)는 솔로우(Robert Solow) 모형으로 대표되는 신고전학과 경제성장모형의 생산함수로서 국내총생산(GDP) 중 자동화 부문에서 생산된 재화가 차지하는 비중은 다음과 같이 동 부문의 생산 투입요소인 자본에 분배되는 소득의 비중, 즉 자본소득 분배율과 동일하다.

$$\alpha_{Kt} \equiv \frac{\partial Y_t}{\partial K_t} \frac{K_t}{Y_t} = \beta_t^{1-\rho} A_t^\rho \left( \frac{K_t}{Y_t} \right)^\rho \quad (13)$$

마찬가지로 국내총생산(GDP) 중 자동화 되지 않은 부문에서 생산된 재화가 차지하

는 비중은 다음과 같이 동 부문의 생산 투입요소인 노동에 분배되는 소득의 비중, 즉 노동소득분배율과 동일하다.

$$\alpha_{Lt} \equiv \frac{\partial Y_t}{\partial L_t} \frac{L_t}{Y_t} = (1 - \beta_t)^{1-\rho} A_t^\rho \left( \frac{L_t}{Y_t} \right)^\rho \quad (14)$$

따라서 경제 전체의 생산에서 자동화 부문과 비자동화 부문의 생산 비율은 다음과 같이 결정된다.

$$\frac{\alpha_{Kt}}{\alpha_{Lt}} = \left( \frac{\beta_t}{1 - \beta_t} \right)^{1-\rho} \left( \frac{K_t}{L_t} \right)^\rho \quad (15)$$

식 (15)에 따르면 경제 전체의 총생산에서 자동화 부문이 차지하는 비중 또는 자본 소득분배율은 두 가지 요인에 의해 결정된다. 첫째, 주어진 1인당 자본량( $K/L$ )에서 자동화 부문의 비중을 나타내는  $\beta_t$ 의 증가는 먼저 총생산 중 자동화된 부문에서 생산된 재화의 비중과 자본소득분배율을 증가시킨다. 둘째, 주어진 자동화 부문의 비중( $\beta_t$ )에서  $\rho < 0$ 인 경우 1인당 자본량( $K/L$ )의 증가는 자동화 부문에서 생산된 재화의 상대적 비중과 자본소득분배율의 감소를 가져온다.

직관적으로 재화들 간 대체탄력성이 1보다 작은 상황에서 ( $\rho < 0$ ) 자본 축적에 따른 1인당 자본량의 증가는 자동화 부문 재화 생산의 증가를 가져오므로 비자동화 부문 재화 대비 자동화 부문 재화의 상대가격이 하락한다. 자동화 부문 재화에 대한 수요가 가격에 대해 비탄력적이므로 이들 재화에 대한 지출 비중도 감소하여 GDP 대비 자동화 부문의 비중이 감소한다. 종합하면, 더 많은 부문이 자동화 됨에 따라  $\beta_t$ 가 증가하고 이는 자동화 된 부문에서 생산된 재화의 비중과 자본소득분배율을 증가시키는 경향이 있다. 그러나 더 빠른 속도로 생산이 증가한 자동화된 상품은 보물의 비용효과에 의해 가격이 하락하고 대체 탄력성이 낮아서 GDP 점유율도 하락한다.

이는 자동화 효과와 보물의 비용효과가 밀접히 연관되어 있음을 시사하는 것으로서, 농업 및 제조업 부문의 자동화가 동 부문의 빠른 성장을 가져오는 동시에 GDP에서 차지하는 비중은 오히려 감소하는 현상과 일치하는 것으로 볼 수 있다. 이는 또한 경제의 자동화가 진전됨에 따라 상대적으로 노동집약적이고 자동화가 어려운 부문, 예를 들어 서비스업부문의 GDP 비중이 상대적으로 커진다는 것을 의미한다.



## (2) 균형성장경로

인공지능의 발달에 따른 자동화부문·비자동화부문의 진화가 장기적으로 1인당 GDP의 지속적 증가와 자본소득분배율의 장기적 안정성을 가져오는 메커니즘을 설명하기 위해 식 (12)의 생산함수를 다음과 같이 나타내 보자.

$$Y_t = A_t F(B_t K_t, C_t L_t) \text{ where } B_t \equiv \beta_t^{\frac{1-\rho}{\rho}} \text{ and } C_t \equiv (1-\beta_t)^{\frac{1-\rho}{\rho}} \quad (16)$$

이 총체적 생산함수에 따르면  $\rho < 0$ 인 경우 자동화의 증가를 의미하는  $\beta_t$ 의 상승은 노동생산성을 나타내는  $C_t$ 를 증가시킨다는 점에서 노동부가적(labor-augmenting) 기술 변화를 의미하는 동시에, 자본생산성을 나타내는  $B_t$ 를 감소시킨다는 점에서는 자본고갈적(capital-depleting) 기술 변화를 의미하는 것으로 볼 수 있다. 이러한 자동화의 자본고갈 효과는 자동화 부문의 자본과 비자동화 부문의 노동이 서로 보완적인 상황에서( $\rho < 0$ ) 자동화로 인해 자본이 더 많은 업무에 사용됨에 따라 발생하는 자본부가적 효과보다 주어진 자본이 더 많은 업무에 분산되어 사용됨으로써 발생하는 자본고갈적 효과가 더 크게 나타난 결과이다. 반면에 자동화의 노동부가 효과는 자동화로 인해 노동이 사용되는 업무가 감소함에 따라 발생하는 노동고갈 효과보다 주어진 노동이 더 적은 업무에 집중적으로 사용됨으로써 발생하는 노동부가적 효과가 더 강하게 나타난 결과라고 볼 수 있다.

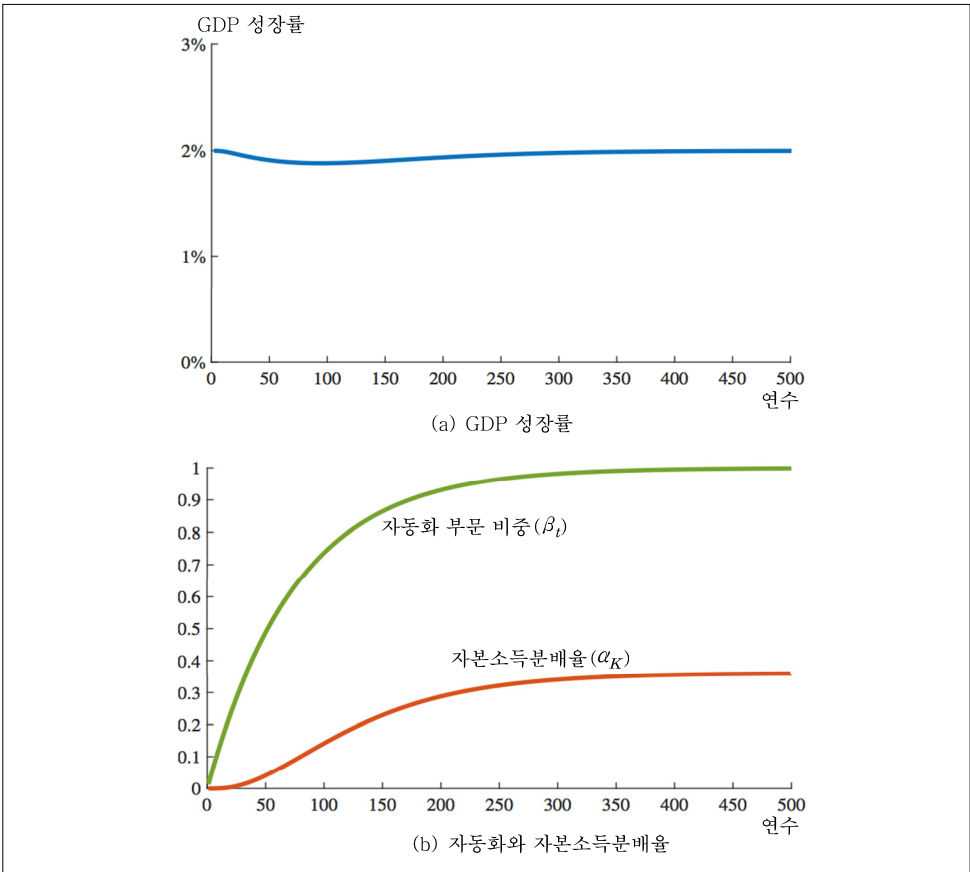
그러면 어떤 조건 하에서 장기적으로 1인당 GDP가 일정률로 성장하고 자본소득분배율 및 노동소득분배율이 일정한 값을 갖는 균형성장경로(balanced growth path)를 달성할 수 있을까? 매년 자동화 되지 않은 업무(부문)들 가운데 일정 부분이 자동화 되면서 경제가 완전 자동화(full automation)에 점근적으로(asymptotically) 수렴하면( $\beta_t \rightarrow 1$ ) 노동부가적 기술수준을 의미하는  $C_t$ 가 일정률로 증가한다. 따라서 신고전 학파 경제성장모형(neoclassical growth model)의 논리에 따라 장기적으로 1인당 GDP가  $C_t$ 의 증가율로 성장하고 요소소득분배율이 일정한 균형성장경로(balanced growth path)가 존재한다.

〈그림 2〉은 어떤 경제가 초기에 자동화된 부문 없이 시작되었을 때 매년 자동화 되지 않은 부문의 일정 부분이 자동화 되면서 노동부가적 기술수준이 매년 2% 증가하는 경우 약 200년 후에 1인당 GDP가 노동부가적 기술진보율과 동일한 2%로 증가하

고 자본소득분배율과 노동소득분배율이 각각 1/3, 2/3에 수렴하는 균형성장경로를 제시하고 있다.

자본소득분배율이 초기에 0에서 시작되어 점진적으로 증가한 후 장기적으로 1/3 수준에 수렴하는 메커니즘은 다음과 같다. 재화들 간 대체탄력성이 1보다 작은 경우 자본 축적과 함께 자동화 부문이 값싼 자본을 이용하여 생산한 재화의 상대가격이 하락함에 따라 장기적으로 GDP 중 자동화 부문에서 생산된 재화의 비중 또는 자본소득분배율이 1/3 수준에 머무르게 된다. 이 과정에서 기존 농업·제조업 부문 등의 자동화에 따라 재화가격이 하락하면서 GDP에서 차지하는 비중이 감소하는 동시에 새로 도입된 부문(재화)들의 자동화가 이루어짐에 따라 경제에서 자동화 부문의 비중이 일정 수준으로 유지되는 것으로 볼 수 있다.

〈그림 3〉 자동화와 균형성장경로



출처: Aghion, Jones, and Jones (2018).

한편 자동화와 함께 노동이 투입되는 비자동화 부문은 점점 축소되어간다. 그러나 상대적으로 희소해지고 값비싼 노동을 이용하여 생산된 비자동화 부문 재화의 상대가격이 상승함에 따라 장기적으로 GDP 중 비자동화 부문에서 생산된 재화의 비중, 즉 노동소득분배율은 비교적 높은 2/3 수준에 수렴하게 된다. 이는 자동화 증가가 가져온 노동부가적 효과의 결과라고 볼 수 있으며, 이러한 노동부가적 기술진보는 장기적 경제성장의 원동력이기도 하다.

지금까지 기술 변화는 자동화를 통해서만 가능하다고 가정했다. 그러나 일반적으로 기술 진보는 노동을 기계로 대체하는 것 뿐만 아니라 더 생산적인 기계를 창조하는 것을 의미한다. 이제 식 (16)에서 기술수준을 나타내는  $A_t$ 가 다음과 같이 자본부가적(capital-augmenting)이라고 하자.

$$Y_t = F(A_t B_t K_t, C_t L_t) \quad (17)$$

이 경우 자동화에 따른 자본 고갈 속도, 즉  $B_t$ 의 감소율과 동일한 속도로 자본부가적 기술 수준  $A_t$ 가 증가한다면 균형성장경로에서 경제성장률은 노동부가적 기술 진보  $C_t$ 의 증가 속도에 의해 결정될 것이다.

끝으로 Aghion, Jones, and Jones(2018)는 인공지능과 장기적 경제성장 간의 관계에 대한 향후 연구과제를 다음과 같이 제시하고 있다:

- 인공지능과 자동화가 새로운 아이디어의 생산에 적용될 때 경제성장률 및 자본 소득분배율의 장기적 불변성에 어떤 영향을 미칠 것인가?
- 일부 관측자들의 예측대로 과연 인공지능이 경제성장률의 급상승 또는 무한한 경제성장을 가능케하는 “특이점(singularity)”을 가져올 것인가? 그렇다면 어떤 조건 하에서 가능하고 이 조건들은 얼마나 현실적인가?
- 인공지능과 경제성장 간의 관계는 시장구조 및 혁신 인센티브와 같은 개별 기업의 사항들을 고려하는 경우 어떻게 달라지는가? 인공지능은 기업의 내부 조직에 어떤 영향을 미치는가?

### 3. 불평등

Sachs(2018)에 따르면 전체 소득에서 학사학위 미만의 근로자 소득이 차지하는 비

중이 1975년 72.7%에서 2016년에 46.1%로 급감했다. 반면에 같은 기간 학사학위를 가진 근로자들의 소득 비중은 14.3%에서 29.6%로 두 배가 되었다. 또한 대학원 이상 학위를 가진 근로자들의 소득 비중도 12.9%에서 23.4%로 두 배가 되었다. 이 세 범주의 근로자 1인당 실질임금도 비슷한 추세를 보였다. 1975년에 저숙련 근로자(일부 대학 또는 2년제 대학 학위까지 포함됨)의 소득이 정체되기 시작했고, 그 이후로는 증가하지 않았다. 반면에 학사 또는 그 이상의 학위를 가진 근로자의 평균 소득은 약 2000년까지 계속 상승한 후 정체되거나 떨어졌다.

한편 R&D투자가 GDP에서 차지하는 비중이 1950년대 초부터 현재까지 약 1.3%에서 2.6%로 두 배가 되었다. 지적재산 스톡은 GDP의 약 4.5%에서 14%로 상승했다. 즉, 지적재산이 GDP보다 훨씬 빠른 속도로 증가해왔고 경제는 훨씬 “과학집약적”이 되었다. 향후 빅데이터, 머신러닝 및 기타 인공지능의 발전에 힘입어 업무를 자동화하는 능력이 크게 증가할 것으로 보인다. 이는 노동소득분배율의 감소와 고도로 숙련된 근로자에게 돌아가는 소득의 비중 증가 및 자동화 대상 근로자의 실질소득 감소 등을 더욱 가속화할 가능성이 높다.

이러한 최근의 현상을 포함하여 Sachs (2018)는 솔로우(Robert Solow)의 정형화된 장기적 경제성장의 사실 대신에 다음과 같은 정형화된 사실을 대안으로 제시했다:

1. 자본에 인적자본까지 포함할 때 자동화 부문의 자본소득비율이 시간이 지남에 따라 상승한다.
2. 고숙련 노동에 대한 국민소득 비중이 상승하는 반면, 저숙련 노동에 대한 국민소득 비중은 감소한다.
3. 산업부문 간 동학은 자동화의 시점에 따라 다르게 나타나며, 자동화는 저숙련 및 예측 가능한 업무에서 고숙련 및 예측 불가능한 업무로 확산된다.
4. 자동화는 R&D, 지적재산, 노동력의 과학적 전문성 측면에서 경제 전반에 걸쳐 과학·기술의 강도가 높아지는 것을 반영한다.
5. 머신러닝 등 인공지능과 관련된 미래의 기술적 변화는 중간숙련 및 고숙련 근로자의 수입을 사업 자본(고정 자본 및 지적재산 제품) 소유자로 이동시킬 가능성이 높다.

인공지능 관련 혁신이 소득분배와 불평등에 끼치는 영향을 논의한 Stiglitz and Korinek (2018)에 따르면 노동을 대체하는 기술(worker-replacing technology)로서

인공지능의 확산은 모든 개인들이 사전에 기술혁신의 악영향으로부터 완전히 보호된 최선의 경제(first-best economy)나 적절한 형태의 재분배가 동시에 이루어지는 경제에서는 명백하게 긍정적인 결과를 가져올 수 있다. 그러나 이러한 정책 개입이 없으면 노동을 대체하는 인공지능 기술로 인해 국민소득 중 근로자들에게 돌아가는 비중, 즉 노동소득분배율이 줄어들 뿐 아니라 절대적 수준으로도 근로자들의 후생이 악화될 수 있다는 것이다.

특히 시장이 불완전하고 재분배에 적지 않은 비용이 수반되는 현실에서 기술혁신은 근로자보다 혁신가에게 잉여(surplus)가 돌아가게 함으로써 직접적으로 불평등을 유발할 뿐만 아니라, 여러 유형의 노동과 자본에 대한 수요를 변경함으로써 간접적으로 불평등을 유발할 수 있다는 것이다. 아울러 인간 지능을 뛰어 넘는 “초인간적 인공지능(super-human artificial intelligence)” 기술은 불평등을 더욱더 심화시킬 것이라고 주장했다.

Stiglitz and Korinek (2018)은 이러한 불평등의 심화를 줄이는데 필요한 정책으로 여러 가지 조세 수단을 강조한다. 또한 직접적인 재분배가 여의치 않다면 근로자들에게 좀더 유리한 시장 배분을 가져오는 제도 변화를 모색할 필요가 있다고 주장한다. 예를 들어 차선책으로나마 특허 보호 기간의 단축과 같은 지적 재산권의 변화를 통해 실질적으로 혁신가에 돌아가는 잉여의 일부를 근로자(소비자)에게 재분배하는 방안을 고려해 볼 필요가 있다는 것이다.

#### (1) 정책 시사점: 적극적인 재분배 및 사회안전망 구축의 필요성

인공지능 기술의 발전에 따라 GDP 대비 자본소득의 비중이 증가하고 경제적 불평등이 더욱 심화될 가능성이 높으므로 보다 적극적인 재분배 정책을 고려할 필요가 있다. 실제로 자본에 대한 과세, 지적재산의 보호 수준, 기본소득 등 사회안전망을 높이고 불평등 문제 완화를 위한 새로운 방안들이 제시되고 있다.

Guerreiro, Rebelo, and Teles (2019)는 로봇에 대한 과세와 기본소득의 결합을 제안했으며, 빌 게이츠(Bill Gates), 스티븐 호킹(Stephen Hawking), 엘론 머스크(Elon Musk)와 같은 사람들은 로봇이 사람들의 일자리를 대체할 것이라고 보았으며 이들 중 일부는 보편적 기본소득(Universal Basic Income: UBI)을 제공하기 위해 로봇에 과세하는 것을 요구했다.<sup>24)</sup>

그러나 Goolsbee (2018)는 보편적 기본소득제도 도입에 대한 반론으로 동 제도의

도입이 저소득 근로자 계층의 경제활동참가율을 급격히 떨어뜨리고 막대한 재정 부담을 가져올 수 있다는 점을 지적했다. 또한 일반적인 사회보장제도와 달리 특정 목적이 없는 상태에서 반사회적, 비윤리적으로 오·남용될 가능성이 커지는 문제를 제기하였다.

한편 사회안전망이 강화될 경우 노동에 대한 인센티브를 감소시킬 것이라는 우려도 있으나, 유튜브 크리에이터(YouTube creator)와 같은 예를 볼 때 ‘놀이’가 새로운 산업과 소득원으로 이어질 수도 있다. 근면·성실과 같은 산업화 시대의 패러다임을 넘어서 새로운 일자리 창출로 이어질 수 있는 인간의 창의성 발현을 돕고 실패를 두려워하지 않는 혁신 사회를 이룩하기 위해서는 탄탄한 사회안전망이 필요하다.

다만, 일상적인 업무(routine job)을 가진 노동자들이 대거 실직하고 새로운 직업을 찾지 못할 경우 세수 감소 및 지출 증대로 인해 정부의 재정 부담이 크게 증가할 가능성도 있다. 따라서 정부재정에 대한 영향도 고려하여 세제와 사회보장 정책을 면밀히 점검하고 연구할 필요가 있다. 끝으로 임금 수준이 균형임금 수준보다 높아질 경우, 기업의 자동화 수요가 증가하여 노동을 대체하는 방향으로 기술개발이 더욱 편향될 가능성이 있으므로 주의할 필요가 있다.

### Ⅲ. 결론 및 시사점

본고는 4차 산업혁명의 핵심 기술로 여겨지는 인공지능 기술 도입이 거시경제의 고용, 경제성장 및 불평등에 미치는 영향을 분석한 최근 연구를 소개하고 정책 시사점을 살펴보았다. 이 밖에 인공지능 기술 도입은 인구구조 변화, 환경 및 경기변동에 다음과 같은 시사점을 갖는다. 첫째, 인공지능 기술의 발전에 따른 자동화는 저출산·고령화 현상이 생산성과 경제성장에 가져오는 부작용을 완화시킬 수 있다. 그러나 Acemoglu and Restrepo(2018b)가 실증연구를 통해 지적했듯이, 고령화가 진행될수록 기업의 자동화 인센티브가 증가하면서 중년층 노동자들의 일자리를 빠르게 대체할 가능성도 있다.

둘째, 현재 이론 및 실증 연구들에서는 인공지능 발전에 따른 자동화가 에너지 소비에 미치는 영향을 고려하지 않고 있다. 그러나 일반적으로 자동화를 통해 인간의 노동을 기계로 대체하는 것은 에너지 소비와 환경에 영향을 미칠 수 있다. 만약 자동

화가 에너지 소비의 가파른 상승을 가져올 경우, 자동화에 대한 수요에 영향을 미칠 수 있으며 산업용 에너지 가격과 친환경 에너지 개발 지원 등 에너지 관련 정책에도 변화가 필요할 수 있다.

셋째, 인간 노동력에 비해 로봇은 초기에 대규모 투자가 필요하다. 또한 경기침체로 인한 생산량 감소와 기술 발전 및 사용 연한 도래에 따라 장비를 교체할 때 로봇은 다른 목적으로 전환하여 사용하는데 곤란한 측면이 있다. 이러한 로봇의 특성은 단기적 경기변동성을 더욱 크게 만들 가능성이 있다. 아울러 기계설비의 폐기와 재활용은 인력의 재배치에 비해 상당한 비용을 수반하며 환경에도 큰 영향을 미칠 수 있다.

끝으로 현재 한국경제의 상황을 고려할 때 본고에서 살펴본 인공지능과 거시경제에 대한 최근 학계의 논의는 다음과 같은 시사점을 갖는다. 한국경제는 2차 산업혁명의 후발 주자로서 중화학공업 발전, 수출주도 성장전략으로 산업화에 성공하였으며 3차 산업혁명 과정에서 선진 기술의 효율적인 활용과 과감한 추격(catch up) 전략을 통해 개도국에서 선진국으로 전환해 가는 과정에 있다. 앞으로 한국경제는 인공지능으로 대표되는 4차 산업혁명 신기술의 주도적인 도입 여부에 따라 선진국으로의 진입 여부도 결정된다고 볼 수 있다. 따라서 인공지능 기술에 대한 깊은 이해를 바탕으로 거시경제에 미치는 영향을 정밀하게 분석하고 정책 대안을 제시하는 것이 매우 시급하고 긴요한 과제이다.

## ■ 참 고 문 헌

1. 강준영, “데이터 경제 시대의 기술 혁신과 패러다임 변화,” 『산은조사월보』, 제754호, 2018, pp. 3-42.
2. 한국정보화진흥원, 『4차 산업혁명의 경제적 의미와 정부 역할: OECD 국가 비교 중심으로』, NIA Hot Issue Report 2017-2, 2017.
3. Agrawal, A. K., J. Gans, and A. Goldfarb, editors, *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, Conference held September 13-14, 2017, forthcoming University of Chicago Press, available at <https://www.nber.org/books/agra-1>, 2018.
4. Acemoglu, D. and D. H. Autor, “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings,” *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4, 2011, pp. 1043-1171.
5. Acemoglu, D. and P. Restrepo, “The Race Between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment,” forthcoming *American Economic Review*, 2016.
6. \_\_\_\_\_, “AI, Automation, and Work,” available at <https://www.nber.org/chapters/c14027.pdf>, 2018.
7. \_\_\_\_\_, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,”

- https://www.nber.org/papers/w23285, 2018a.
8. \_\_\_\_\_, (2018b) "Demographics and Automation," <https://www.nber.org/papers/w24421> .
9. \_\_\_\_\_, "The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand," <https://www.nber.org/papers/w25682>, 2019.
10. Aghion, P., B. F. Jones, and C. I. Jones, "AI and Economic Growth" available at <https://www.nber.org/chapters/c14015.pdf>, 2017.
11. Agrawal, A. K., J. Gans, and A. Goldfarb, "Introduction to The Economics of AI? An Agenda" *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, edited by Ajay K. Agrawal, Joshua Gans, and Avi Goldfarb, forthcoming, University of Chicago Press, available at <https://www.nber.org/chapters/c14005.pdf>, 2018.
12. Autor, D. H., "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation," *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 29, No. 3, 2015, pp. 3-30.
13. Autor, D. H. and Salomons, "Is Automation Labor-displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share," *Brookings Papers on Economic Activity*, spring 2018.
14. Autor, D., D. Dorn, L. F. Katz, and A. B. Krueger, "Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?" *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 113, No. 4, 1998, pp. 1169-1214.
15. Autor, D., D. Dorn, L. F. Katz, C. Patterson, and J. V. Reenen, "The Fall of the Labor Share and the Rise of Superstar Firms," Working Paper 23396, NBER, 2017.
16. Barrat, J., *Our Final Invention: Artificial Intelligence and the End of the Human Era*, New York: St. Martin's Press, 2013.
17. Baumol, W. J., "Macroeconomics of Unbalanced Growth: The Anatomy of Urban Crisis," *American Economic Review*, Vol. 57, June, 1967, pp. 415-426.
18. Boston Consulting Group, "The Robotics Revolution: The Next Great Leap in Manufacturing," 2015.
19. Bostrom, *Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies*, Oxford University Press, Oxford UK, 2014.
20. Bresnahan, T. and R. Gordon, *The Economics of New Goods*, National Bureau of Economic Research, University of Chicago Press. Chicago, Illinois, 1997.
21. Brynjolfsson, E. and A. McAfee, *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, W. W. Norton & Company, 2014.
22. Brynjolfsson, E. and A. McAfee, "Big Data: The Management Revolution," *Harvard Business Review*, October, 2012.
23. Council of Economic Advisers (CEA), "Economic Report of the President," <https://obamawhitehouse.archives.gov/administration/eop/cea/economic-report-of-the-President/2016>, 2016.
24. Eckersley, P. and Y. Nasser, "AI Progress Measurement," Electronic Frontier Foundation, <https://eff.org/ai/metrics>, 2017.
25. European Parliament, Civil Law Rules on Robotics 2015/2103(INL) - 16/02/2017, 2017.
26. Ford, M., *The Rise of the Robots*, Basic Books, New York, 2015.
27. Frey, C. B. and M. A. Osborne, "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to



- Computerisation?" *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 114, 2017, pp. 254-280.
28. Guerreiro, J., S. Rebelo, and P. Teles, "Should Robots be Taxed?" <https://www.kellogg.northwestern.edu/faculty/rebelo/htm/robots.pdf>, 2019.
29. Good, J. J., "Speculations Concerning the First Ultraintelligent Machine," *Advances in Computers*, Vol. 6, 1965.
30. Goodfellow, I., Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*, MIT Press, 2016.
31. Goolsbee, A. D., "Public Policy in an AI Economy" available at <https://www.nber.org/chapters/c14030.pdf>, 2018.
32. Goolsbee, A. D. and P. J. Klenow, "Valuing Consumer Goods by the Time Spent Using Them: An Application to the Internet," *American Economic Review* (Papers and Proceedings), Vol. 96, No. 2, 2006, pp.108-113
33. Gordon, R. J., *The Rise and Fall of American Growth: The U.S. Standard of Living since the Civil War*, Princeton University Press, 2016.
34. Graetz, G. and G. Michaels, "Robots at Work," Centre for Economic Performance Discussion Paper No. 1335, 2015.
35. Hinton, G., "A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets," *Neural Computation*, 2006.
36. Kaplan, *Artificial Intelligence: What Everyone Needs to Know*, Oxford University Press, Oxford UK, 2016.
37. Korinek, A. and J. E. Stiglitz, "Artificial Intelligence and its Implications for Income Distribution and Unemployment," available at <https://www.nber.org/chapters/c14018.pdf>, 2017.
38. Kurzweil, R., *The Singularity is Near*, New York: Penguin, 2005.
39. McKinsey & Company, "An executive's Guide to AI," 2018.
40. Mokyr J., "Secular Stagnation? Not in Your Life," in Coen Teulings and Richard Baldwin eds., *Secular Stagnation: Facts Causes and Cures*, CEPR Press, London, 2014, pp.83-89.
41. Raj, M. and R. Seamans, "AI, Labor, Productivity and the Need for Firm-Level Data," available at <https://www.nber.org/chapters/c14037.pdf>, 2018.
42. Sachs, J. D., "R&D, Structural Transformation, and Income Distribution," available at <https://www.nber.org/chapters/c14014.pdf>, 2018.
43. Samuel, A. L., "Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers," *IBM Journal of Research and Development*, Vol. 44, 1959, pp.206-226.
44. The Economist, "Data is Giving Rise to a New Economy," 2017.
45. Varian, H., "The Value of the Internet, Now and in the Future," *The Economist*, Vol. 10, March, 2013.
46. Varian, H., "Artificial Intelligence, Economics, and Industrial Organization," available at <https://www.nber.org/chapters/c14017.pdf>, 2018.
47. Vinge, V., "The Coming Technological Singularity: How to Survive in the Post-Human Era," *Vision-21: Interdisciplinary Science and Engineering in the Era of Cyberspace*, 1993, pp.11-22.
48. Zeira, J., "Workers, Machines, and Economic Growth," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 113, No. 4, 1998, pp.1091-1117.

## AI, Employment, Economic Growth, and Inequality: Recent Literature Survey and Policy Implications

Young Sik Kim\*

### Abstract

The main findings and policy implications of recent studies concerning the effects of artificial intelligence (AI) on employment, economic growth and inequality are as follows. First, the expansion of automated tasks due to the introduction of AI technology has the effect of reducing labor demand, but the creation of new tasks can lead to an increase in labor demand, wage level and labor income share through re-instatement effect that strengthens the productivity effect of automation. Second, as more sectors are automated, both the share of goods produced in the automated sectors and capital income share increase. However, the price of automated commodities whose production increase rapidly decreases, which results in a drop in their GDP share due to the “cost disease” (Baumol, 1967). In the long run, if a constant fraction of the non-automated sectors becomes automated annually and the economy asymptotically converges to full automation, a balanced growth path is attained in which both the labor-augmenting technology level and GDP per capita grow at a constant rate and factor income shares of capital and labor are constant, respectively. Finally, in the real world where the market is incomplete and redistribution involves nontrivial cost, AI-related technological innovations can deepen inequality by causing innovators to possess all the surpluses. Therefore, in order to increase social safety nets and reduce inequality, active redistribution measures have been proposed such as various tax instruments, institutional changes that bring more favorable market allocation to workers, and universal basic income.

**Key Words:** artificial intelligence, employment, economic growth, inequality, redistribution

**JEL Classification:** O3, O4, J2, N1, D6

---

*Received: Sept. 11, 2019. Revised: Oct. 8, 2019. Accepted: Oct. 23, 2019.*

\* Professor, Department of Economics & SIRFE, Seoul National University, 1, Gwanak-ro, Gwanak-gu, Seoul 08826, Korea, Phone: +82-2-880-6387, e-mail: kimy@snu.ac.kr