



인공지능과 고용시장의 변화

이수형(교수, 서강대학교 경제학부)



웹에서 PDF 바로 보기

초기의 인공지능(AI)은 소프트웨어가 작업을 수행하는데 필요한 규칙을 시스템화하는 것으로 시작되었으나, 빅데이터의 등장과 컴퓨팅 능력의 증가로 인간이 사전적으로 정한 규칙에 매이지 않고 정확도가 높은 알고리즘을 체득하는 방향으로 발전해왔다(OECD, 2018). 경제학계의 많은 연구에서는 시를 생산활동에서 인간의 개입이 필요하지 않거나, 적게 필요로 하는 자동화(automation)를 가능하게 하는 방법 중 하나로 간주한다.

경제학 이론적으로 자동화의 도입은 기존의 인력의 대체하는 효과를 유발하는 동시에, 기술과 보완적인 관계에 있는 인력에 대한 수요를 늘리는 효과 또한 가지고 있다. 일부 실증 경제 분석에 따르면, 자동화와 보완적 관계에 있는 경우 일자리 증가뿐만 아니라 종사자들의 생산성, 임금 상승 등에도 긍정적인 효과를 가진다고 보고되고 있다(Autor, 2003).

따라서 시가 일자리에 미치는 영향은 AI 기술이 어떠한 직업을 대체할 것인지 그리고 AI 기술 확대에 의해 어떠한 직종이 더 필요하게 될지 두 가지 측면에서 고려할 필요가 있다. 하지만 후자의 경우 객관적인 예측(prediction)이 어려운 이유로 관련 연구가 상대적으로 드물게 보고되고 있다. 따라서 본 보고서에서는 전자의 문제를 중심으로 연구방법론과 주요 결과를 소개하고자 한다.

본 연구에서 중점적으로 소개할 대표적인 연구는 Frey and Osborne(2013)와 Arntz et al.(2016), 그리고 두 논문의 방법론을 절충한 Nedelkoska and Quintini(2018)이다. AI와 일자리 대체의 선구적인 연구인 Frey and Osborne(2013)는 AI로 대체하기 어려운 직무를 선정 후 미국 직업정보시스템(O*Net)을 이용하여 각 직업별로 해당 직무의 비중을 측정하였다. 이와 달리 Arntz et al.(2016)는 O*Net 대신 국제성인역량조사(PIAAC)을 이용하여 AI의 대체가능성을 연구하였으며, 근로자 단위의 정보(성별, 교육수준, 사업체 크기 등)를 대체가능성을 예측하는 설명 변수로 사용하였다는 차별성을 가진다. 마지막으로 두 연구의 방법론을 절충한 Nedelkoska and Quintini(2018)는 기본적으로 Frey and Osborne(2013)의 방법론을 사용하되, PIAAC을 이용하여 대체가능성을 추정하였다.

그에 따른 주요 결과로 Frey and Osborne(2013)은 미국 일자리의 47%가 AI에 의해 대체될 가능성이 높은 고위험군에 속한다고 추정하였다. 대체가능성이 높은 일자리에선 텔레마케터, 세무사 등이 속해있으며, 대체 확률이 1% 미만인 일자리에선 사회복지사, 놀이 치료사 등이 속하는 것으로 예측되었다. 반면에 Arntz et al.(2016)는 AI에 의해 대체될 일자리가 9%에 불과한 것으로 보고하였으며, Nedelkoska and Quintini(2018)는 14%로 보고하여 두 연구의 중간에 위치한다. 특히 Nedelkoska and Quintini(2018)는 자동화 위험은 모든 근로자에게 동일하게 적용되지는 않으며 주로 저학력이나 기초적인 업무를 요하는 저숙련(low-skilled) 일자리에 큰 영향을 미친다고 분석하였다.

다음으로 AI와 국내 일자리에 대해 살펴보았다. 한국의 경우 2016년을 기준으로 세계에서 가장 높은 로봇 도입률을 보였으며 특히 제조업에서 가장 높은 로봇 밀도를 보여주었다. 그에 비해 서비스 로봇 분야는 제조업 분야의 절반 수준에 그쳤지만, 키오스크와 ATM 등을 필두로 지속적인 성장세를 보이고 있다.

AI 도입에 따른 국내 일자리의 대체효과는 앞서 살펴본 각 방법론에 따라 상이하다. Arntz et al. (2016) 방법론에 따르면 한국은 OECD 국가 중 고위험 일자리 비중이 가장 낮은 국가에 속하나, Nedelkoska and Quintini(2018)에 따르면 중위권의 위험을 지닌다고 보고된다. 국내 연구진의 연구로는 김세움(2015)과 김건우(2018)가 대표적이다. 김세움(2015)는 우리나라 전체 일자리 중 57%가 대체위험성 고위험군에 속해 자동화에 매우 취약하다고 분석하였다. 해당 일자리에는 주로 영업 및 판매 직종이 속하는 것으로 나타났다. 반면에 대체위험성이 낮은 직종은 '관리자'와 '전문가 및 관련 종사자'로 나타났다(김건우, 2018). 하지만 세부 직종 중 '사무종사자'와 '장치, 기계조작 및 조립 종사자'의 경우 대체 확률이 100%에 가까운 높은 값을 보였다. AI에 의해 대체되기 힘든 직업으로는 보건, 교육, 연구 등 상호 의사소통이나 지적능력이 요구되는 직업이 해당되었다. 소득 수준별로는 월평균 소득이 100-300만원인 취업자의 자동화 위험이 높은 것으로 나타나, AI도입이 국내 중산층에 미치는 영향이 클 것임을 알 수 있다(김건우, 2018).

다수의 선행연구를 종합해보면 AI로 인한 직업 손실 위험을 지닌 인구는 보수적으로 계산할 경우에도 약 6%에 달한다. 이는 2018년 기준 국내 실업률이 3.8%임을 감안할 때 매우 높은 수준으로 볼 수 있다. 특히 AI 도입으로 인해 실업뿐만 아니라 실업자가 재취업하는 데에 어려움이 따를 예정이다. 따라서 노동시장에 참여할 학생들뿐만 아니라 AI로 대체될 가능성이 높은 직종에 근무하고 있는 근로자에 대한 사전교육 또한 요구된다. 이러한 구조적 변화에 대응하기 위해서는 국가차원의 인재양성 정책이 도움이 될 수 있다. 한국의 경우 2017년 교육부의 “제4차 산업혁명과 미래 교육 실천방안”을 발표하며 중 장기적 정책 방향을 설정하겠다고 밝혔다. 하지만 초·중·고등학교에 대비해 상대적으로 부족한 대학교육에 대한 투자와 AI 관련 강의 공급 부족 등은 아직 해결해야 할 과제로 남아있다. 또한 대학교육과 노동시장 간의 낮은 연계성과 파이프라인(pipeline) 부재 또한 문제점이다. 이러한 교육시장과 노동시장 정책의 보완을 통해 자동화 위험으로부터 국내 노동시장의 충격을 최소화하는 노력이 필요할 것이다.

1. 들어가는 글

알파고의 사례에서 보듯이 알고리즘과 빅데이터에 기반한 새로운 알고리즘의 활용이 사회 전반에서 급격히 늘어나고 있다. 인공지능(AI), 사물인터넷(IoT), 빅데이터 등을 종합하여 산업혁명에 버금가는 변화가 이미 진행 중이며 이러한 변화를 종종 4차 산업혁명이라고 부르기도 한다(World Economic Forum, 2016A). 4차 산업혁명이라는 용어가 적절한지에는 대해서는 학계의 논란이 존재하나, 전반적으로 새로 개발되고 활용되는 기술이 세계 경제 전반에 큰 영향을 미친다는 점에 대해서는 공통적인 견해를 보인다.

지금까지의 기술의 발전은 비교적 정형화 시키기 쉬운 농업, 광공업, 제조업 등에서 진행되어 왔으며, 이들 산업에서 제공하던 일자리를 줄이는 결과를 가져왔다. 이에 나아가 앞으로의 자동화 기술의 발전은 사무 행정 등 반복적인 업무를 하는 인력들을 빠르게 대체할 것으로 예상된다. 반면에, 데이터 분석가, AI 머신러닝 전문가 등 과학기술을 요구하는 인력에 대한 수요는 높아질 것으로 예상되고 있다(World Economic Forum, 2016B). 이렇듯 AI를 통한 새로운 기술과 보완적인 관계가 있는 경우 일자리 증가뿐만 아니라 종사자들의 생산성, 임금 상승 등에도 긍정적인 효과를 가진다고 보고되고 있다(Autor, 2003). 하지만 후자의 경우 객관적인 예측(prediction)이 어려운 관계로 관련 연구가 상대적으로 드물게 보고되고 있다.

이에 본 고에서는 해외 선행연구를 통하여 AI 도입으로 인한 산업 혹은 직종별 대체가능성을 추정하는 방법론과 분석 결과를 소개하고자 한다. 이와 더불어 국내 선행연구를 통해 AI 도입이 국내 노동시장에 미치는 영향을 살펴보았다. 전자의 경우, 학계에서 선구적인 논문으로 여겨지는 Frey and Osborne(2013)와 이를 주요 OECD 국가로 확장 분석한 Arntz et al.(2016), 그리고 양 논문의 절충적인 방법론을 모든 OECD 국가에 적용한 Nedelkoska and Quintini(2018)를 소개한다. 후자의 경우 앞의 세 가지 논문의 방법론을 한국에 적용한 김세움(2015)과 김건우(2018)를 검토한다. 마지막으로, AI 도입이라는 구조적 변화에 대응하기 위한 국가차원의 노력들에 대하여 소개한다.

주요 결과로, Frey and Osborne(2013)은 미국 일자리의 47%가 AI에 의해 대체될 가능성이 높은 고위험군에 속한다고 추정하였으며, 대체 확률이 1% 미만인 일자리에겐 사회복지사, 놀이 치료사 등이 속하는 것으로 예측했다. 반면에 Arntz et al.(2016)은 AI에 의해 대체될 일자리가 9%에 불과한 것으로 보고하였으며, Nedelkoska and Quintini(2018)는 14%로 보고하였다.

국내의 경우 Arntz et al.(2016) 방법론에 따르면 한국은 OECD 국가 중 고위험 일자리 비중이 가장 낮은 국가에 속하나, Nedelkoska and Quintini(2018)에 따르면 중위권의 위험을 지닌다고 보고된다.

김세움(2015)에 따르면 우리나라 전체 일자리 중 57%가 대체위험성 고위험군에 속해 자동화에 매우 취약하다는 분석이 가능하다. 해당 일자리에선 주로 영업 및 판매 직종이 속하는 것으로 나타났다. 반면에 대체위험성이 낮은 직종은 ‘관리자’와 ‘전문가 및 관련 종사자’로 나타났다(김건우, 2018).

본 보고서는 다음과 같이 구성되었다. 제 II장에서 인공지능과 노동시장에 대해 살펴보고, 해외 선행연구를 통해 시의 노동 대체효과를 다룬다. 제 III장에서는 앞서 살펴본 방법론을 국내에 적용하여 시와 국내의 노동시장을 살펴본다. 마지막으로 IV장에서 이러한 노동시장의 변화에 대응하기 위한 국가차원의 노력들에 대해 논의한다.

2. 인공지능 (Artificial Intelligence)

1. 개관

인공지능 (Artificial Intelligence, AI)은 컴퓨터 공학의 한 분야로서 기계가 지식을 습득, 적용하는 지능적인 행동을 수행하는 능력을 말한다(Manyika, 2017). 초기의 AI는 소프트웨어가 작업을 수행하는데 필요한 규칙을 시스템화하는 것으로 시작되었으나, 정확도가 높지 않는 등 실용화에 난제가 있었다. 그러나, 빅데이터의 등장과 컴퓨팅 능력의 증가로 AI는 Machine learning, Deep learning 등을 통하여 인간이 사전적으로 정한 규칙에 매이지 않고 정확도가 높은 알고리즘을 체득하는 방향으로 발전해 왔다(OECD, 2018).

AI를 언급할 때 자주 사용되는 용어로는 인지 컴퓨팅(Cognitive Computing), 기계 학습(Machine Learning), 지도 학습(Supervised Learning), 딥 러닝(Deep Learning) 등이 있다. 인지 컴퓨팅은 시와 동의어로 주로 사용되고, 기계 학습은 인공 지능의 한 분야로 데이터를 통해 컴퓨터가 스스로 학습할 수 있도록 하는 기술을 개발하는 분야이다. 딥 러닝(Deep Learning), 지도 학습(Supervised Learning) 등은 기계 학습을 구현하는 방법들 중에 하나이다.

2. 시와 일자리

1) 개관

위에서 살펴보았듯이 시의 개념이나 구체적인 실현 방법, 응용 사례들은 시시각각으로 진화하고 있다. 이에 AI 기술이 고용시장에 어떠한 영향을 미치는지 논함에 있어서 우선 시를 어떠한 경제적 요인(Economic Factor)으로 간주해야 할 지에 대한 고려가 필요하다. 경제학계의

연구에서는 AI를 인간의 개입이 필요하지 않거나, 적게 필요로 하는 자동화(automation)를 실현하는 방법의 하나로 간주한다. 학자에 따라서 AI로 인한 자동화를 컴퓨터화(computerization)라는 용어로 사용하기도 한다. 본 논고에서는 두 가지의 용어를 동일하게 간주하며, 일관성을 위해 “자동화”라는 용어를 사용한다.

산업혁명 이후 자동화는 기계, 로봇, 컴퓨터 등을 이용하여 전문야에 걸쳐 진행되어 왔다. 그러나, 지금까지의 자동화 기술은 비교적 정형화 시키기 용이한 작업들에 적용되어 왔다. 예를 들어 트랙터 등 농업 기계를 이용하여 경작에 필요한 인력을 줄이거나, 제조업 공장에서 산업기계를 이용하여 자동차를 조립한다는 현상이 이에 속한다. 이러한 자동화는 농업, 광공업, 제조업에서 많이 진행되어 왔고, 이들 산업에서 제공하던 일자리를 줄이는 결과를 가져왔다. 이러한 일자리 영향이 중산층의 일자리 기회를 감소시켜 소득 불평등을 심화시켰다는 일련의 연구결과들도 보고되고 있다(Autor, 2003).

SI분야에서 최근 급진적인 발전을 이루고 있는 big data, machine learning 등의 최근 기술들은 지금까지 자동화의 영역을 서비스 산업이나, 보다 고차원적인 인지능력을 필요로 하는 분야까지 확장시키고 있다. 예를 들어 소비자들을 상대하는 고객 응대 서비스의 경우 챗봇(Chatbot)이나 음성인식을 기반으로 한 자동화 기술들을 빠르게 도입하고 있다. 이러한 서비스 자동화 기술은 두 가지 단계를 필요로 한다. 우선, 사람들이 고객 응대 직원들과 어떠한 의사소통을 하는지를 알 수 있는 음성 파일들이 축적되어 있어야 한다. 다음으로, 음성 파일에 담겨있는 소비자가 주로 하는 질문들과, 고객 응대 직원들의 대답을 패턴화 시켜서, 실제 고객이 질문을 하였을 때 자동적으로 적합한 대답을 만들어내는 기술이 필요하다. 이러한 기술은 위에 살펴본 기계 학습의 방법을 이용하면 가능하다. 해외의 경우 고객 응대 같은 비교적 급여가 낮은 서비스 직종뿐만 아니라 법률, 회계, 세무 등 다양한 분야에서 서비스가 제공되고 있다. 이러한 예는 AI에 기반한 자동화는 낮은 급여의 직종뿐만 아니라, 회계사, 법무사, 변호사 등 높은 급여를 제공하는 직종까지 영향을 줄 수 있다는 점을 시사한다.

자동화를 가능하게 하는 기술은 그 정의상 인력의 필요를 줄이는 효과를 가지고 있다. 따라서, 자동화가 도입됨에 따라 인력이 기계/컴퓨터로 대체(substitution)되는 효과를 지니게 된다. 그러나 동시에, 그러한 기술과 보완적인 관계(complementarity)가 있는 인력에 대한 수요도 늘리는 효과를 가지고 있다. 특히 자동화와 보완적인 관계에 있는 일자리의 경우, 일자리가 증가할 뿐만 아니라, 종사자들의 생산성 향상, 임금 인상 등 상당한 정도의 긍정적인 효과를 가져온다고 보고되고 있다(Autor, 2003).

따라서, AI가 일자리에 미치는 영향은 우선 지금의 AI 기술이 어떠한 종류의 직업을 대체할 수 있을 것인지 그리고 AI 확대로 인하여 어떠한 직종이 더 필요로 하게 될지 두 가지 측면에서 나누어 고려할 필요가 있다. 이러한 필요성에도 불구하고, 최근의 경제학적인 연구는 AI로 인하여 대체가 될 가능성이 높은 직종에 대한 연구들이 많이 보고되었고, 후자의 경우는 상대적으로 드물게 보고되었다. 그 이유는 전자의 경우 특정한 성격을 가진 직종들이 자동화로 쉽게 대체가 가능하다는 가정하에 비교적 객관적인 분석이 가능하나, 후자의 경우 급격하게 변화하고 있는 AI 기술을 고려할 때 객관적인 예측(prediction)이 어렵기 때문이다. 이에 아래의 소절들에서는 전자의 문제를 중심으로 연구방법론과 주요 결과를 설명하되, 후자의 문제에 대해서는 간략하게 논의 동향을 검토한다.

2) AI의 노동 대체

(1) 연구 방법론

AI에 의하여 어떠한 직업이 대체가 될 가능성이 높은지를 분석하는 연구들은 대체로 다음의 분석과정을 거친다. 첫째, 사전적(ex-ante)으로 AI가 대체하기 쉬운 직업 특성, 혹은 반대로 AI가 대체하기 어려운 직업의 특성을 몇 가지 특정한다. 둘째, 직무(task), 직업(occupation), 산업(industry)별로 얼마나 AI로 대체되기 쉬운(혹은 어려운) 업무로 구성되어 있는지 계산한다. 셋째, 두 번째 단계에서 계산한 지표를 AI의 대체 가능성(probability)으로 전환한다. 필요할 경우 분석 대상에 따라 대체 가능성 결과를 직업, 산업, 혹은 국가 단위로 합산하여 얼마나 AI 대체될 위험이 높은지 수치화 한다.

예를 들어, AI와 일자리 대체에 선구적인 연구인 Frey and Osborne(2013)의 경우 먼저, 감지 및 조작(Perception and Manipulation), 창의적 지능(Creative Intelligence), 사회적 지능(Social Intelligence)이라는 세 개의 직무(task)를 AI로 대체하기 어려운 직무로 간주하였다. [표 1]의 (1)~(3)열을 통해 각 직무를 살펴보자면, 감지 및 조작 업무는 구조화되지 않은 업무 환경과 그와 관련된 업무로 자동화가 어려운 경우를 말한다. 따라서 해당 분류에는 사람이 직접 수동으로 조작하고 수행하는 업무가 포함되게 된다. 다음으로 창의적 지능은 새롭고 가치 있는 아이디어를 내거나 문제해결을 위한 창의적 방법을 개발하는 능력을 말한다. 또한 공예품, 음악, 공연 등을 고안해내는 능력을 포함하여 예술가가 이 분야에 포함된다. 마지막으로 사회적 지능은 협상, 설득, 보살핌과 같은 광범위한 업무에서 중요한 역할을 하는 역량으로, 사회적 상호작용을 수반하는 업무를 말한다.

둘째로, 미국 직업정보시스템(O*Net) 정보를 이용하여 각 직업(occupation) 별로 위의 세가지 직무의 비중이 얼마나 요구되는지를 추출한다. 다음 단계로 분석 대상의 직업(occupation)중 약 10%(70개)의 직업에 대해서 서베이를 진행해 향후 10년동안 시로 대체될 가능성이 얼마나 높은지 의견을 구한 뒤, 두 번째 단계의 지표와 상관관계를 구한다. 마지막으로 이 상관관계를 이용하여 서베이 결과가 없는 나머지 90%의 직업들에 대해 시로의 대체가능성을 예측한다.

미국 외에 여러 국가들을 동시에 비교하는 연구들의 경우 O*Net 대신 국제성인역량조사(PIAAC, The Program for the International Assessment of Adult Competencies)를 이용하여 직업별로 시에의 대체가능성을 연구한다. O*Net과 PIAAC간의 분류에는 큰 차이가 없으며, 아래 [표 1]에서 각 직무 분류의 유사성을 확인할 수 있다.

(2) 시의 노동 대체 효과

시의 노동 대체효과에 대하여 처음 계량화한 연구인 Frey and Osborne (2013)에 따르면, 미국 일자리의 47%가 시에 의하여 대체될 가능성이 높은 고위험군에 속한다고 추정하였다. 저자들은 고위험군에 포함된 직업은 향후 10년에서 20년 사이에 대체될 가능성이 70% 이상인 경우로 정의하였다. 아래 [표 2]는 Frey and Osborne(2013)가 제시한 미국의 702개 직업 중에서 시로 대체가능성이 가장 높은 10개 직업과 대체가능성이 가장 낮은 10개 직업을 보여준다. 예를 들어 텔레마케터(telemarketer)나 세무사(tax preparer)과 같은 직업은 99%의 확률로 10년에서 20년사이에 시로 대체될 것으로 예상하였으나, 놀이 치료사(recreational therapists)나 의료, 사회복지사(healthcare social workers)는 같은 기간 동안 시로 대체될 확률이 1% 미만으로 예측되었다.

한편 Arntz et al.(2016)은 OECD 국가를 대상으로 O*Net대신 국제성인역량조사(PIAAC)를 이용하여 시의 대체가능성을 연구하였다. 이들의 연구결과는 앞선 Frey and Osborne(2013)과 큰 차이를 보인다. 예를 들어, Frey and Osborne(2013)는 미국의 일자리 중 47%가 시에 대체될 가능성이 높다고 예측한 반면, Arntz et al.(2016)은 대체될 일자리가 9%에 불과하다고 분석하였다. 이렇게 큰 차이가 나는 중요한 이유는 후자의 경우 각 국가별로 근로자 단위의 정보(성별, 교육수준, 사업체 크기 등)를 시의 대체가능성을 예측하는 설명 변수로 사용한 반면, 전자의 경우 직업(occupation)별로 시에의 대체가능성을 예측하였다는 점이다. 그러나, 어떠한 방법이 더 낫다고 가능하기는 어려운데, 그 이유는 다음과 같다. 각 국가, 직종별로 교육 수준 등 근로자의 특징이 직업별로 상이하므로 같은 직업군일지라도 국가별로 시의 대체가능성이 상이할 수 있다. 이러한

가능성은 Arntz et al.(2016)에서 잘 반영하고 있다. 그러나 Arntz et al.(2016)이 택한 방법론의 한계는 각 직업에 근무하는 근로자의 특성이 고정되었다는 가정하에 AI의 대체 가능성을 계산한다는 점이다. 따라서 AI가 발전함에 따라 해당 직업에 종사하는 근로자의 유형이 변화할 경우, Arntz et al.(2016)의 분석결과에 큰 편의(bias)가 발생할 가능성이 높다.

위 두 논문들의 방법론을 절충한 연구로Nedelkoska and Quintini(2018)이 있다. 저자들은 기본적으로Frey and Osborne(2013)의 방법론을 사용하되, Arntz et al.(2016)와 마찬가지로 국제성인역량조사(PIAAC)를 이용하여 AI의 대체가능성을 계산하였다. 그러나 Arntz et al.(2016)와는 상이하게 OECD 국가 중 분석 대상을 32개 국가 전체로 확대하였고, AI에의 대체가능성을 계산함에 있어서 근로자들의 특성을 고려하지는 않았다. 이들의 결과에 따르면, 32개 OECD 국가에서 AI에 의하여 대체될 가능성이 70% 이상인 고위험군의 직업은 14%에 이르며, AI 대체가능성이 50% 에서 70% 사이인 중위험군의 직업은 약 32%에 이른다. 따라서, 이들의 예측 결과는Frey and Osborne(2013)와Arntz et al.(2016)의 중간에 위치하고 있다.

Nedelkoska and Quintini(2018)은 자동화의 위험은 모든 근로자에게 동일하게 적용되지는 않으며, 주로 저학력이나 기초적인 업무를 요하는 직종(제조업, 농업, 일부 서비스업(우편·배달업, 수송업, 요식업))에 큰 영향을 미치고 전문적 훈련이나 고등교육을 요하는 직종은 큰 영향을 받지 않는다고 보고하였다. 아래 [표 3]에 자동화확률이 높은 산업 20개와 낮은 산업 20개를 확인할 수 있다. 자동화가 고속련 직업에 영향을 준다는(adversely affect) 논의가 있으나, Nedelkoska and Quintini(2018)는 이전의 기술 발전이 중간 숙련 직업의 고용을 감소시켜 노동시장 양극화를 야기했다면 AI 도입은 저숙련 일자리에 더 위협적이라고 주장하였다.

추가로 주목할 만한 결과는 자동화의 위험이 청소년이 속한 일자리(teenage jobs)에서 가장 크다는 것이다. 이는 자동화가 청소년 실업을 유발할 가능성이 높다는 것을 의미한다. 그러나 한편으로는 청소년의 경우 다른 성인 노동자에 비해 직업간 이전이 순조로울 수 있다는 것을 뜻하기도 한다. 대부분의 국가에서 청년들의 능력이 노년층에 비해 높게 나타나며, 이는 그들이 새로운 기술 도입으로 인한 새로운 일자리에 더 쉽게 적응할 수 있음을 뜻하기 때문이다. 따라서 대다수의 고위험 일자리가 학생들의 일자리와 관련되어 있는 만큼 그 외 분야의 인턴제도를 활성화시키는 제도는 학생들의 현재 직업에서 필요한 특수적인 기술(job-specific skill)과 다른 직업에서도 사용할 수 있는 일반적인 기술(general skill) 습득을 촉진시킬 수 있다고 보고한다.

3) 시와 보완적인 노동

앞서 기술 하였듯이, 학술적인 측면에서 AI 기술로 인하여 수요가 창출되거나 증가할 직업에 대한 연구는 상당히 드물고, 몇몇 조사연구들이 존재하는 상황이다. 일례로 맥킨지 보고서(Manyika, 2017)는 육체적이고 정형화된 기술과 단순 인지 기술은 AI 에 의하여 대체되기 쉽지만 동시에 고차원의 인지 기술과 사회적, 감정적 대면 기술, 과학 기술과 관련된 직업은 오히려 2030년이 되면 일자리가 더욱 증가할 것이라고 보았다. 기술이 발전되면서 많은 직업들이 대체되겠지만 동시에 구조적 변화에 따른 새로운 일자리 창출 또한 일어날 것이다. SW 엔지니어, 웹 개발자 등 IT 관련 일자리는 2,000~5,000만개, 가사 서비스 분야는 5,000~9,000개, 헬스케어 산업은 8,000~1억 3,000만개, 소비자-건강-교육 분야에서는 3억에서 3억 6,500만개의 일자리가 새로이 창출될 것이라 예측하였다.

또한 2018년 세계경제포럼 보고서는 AI 시대의 미래 인재에게 요구되는 기술은 크게 ‘기술과 관련된 능력(Technology-related skills)’과 ‘비인지적 능력(non-cognitive soft skills)’이라고 예상하였다. 구체적으로 기술과 관련된 능력에는 분석적 사고, 시스템 분석, 전략 습득, 프로그래밍 등 신기술에 대한 숙련도가 포함된다. 그러나 이러한 기술적 숙련도뿐만 아니라 창의성, 독창성, 협상과 같은 인간과 관련된 비인지적 능력 또한 현재에 비해 수요가 크게 증가할 것으로 예측되었는데, 해당 순위는 아래 [표 4]에서 확인 가능하다. 이에 따라 시로 수요가 늘어날 직군으로는 데이터분석가, AI 머신러닝 전문가 등의 기술 전문가와 판매 및 마케팅 전문가, 훈련 및 개발 전문가 등 비인지적 능력이 강조되는 직군이 포함되는 것으로 나타났다.

3. 시와 한국의 일자리

1. 한국 일자리의 현황

국제로봇협회에 따르면 한국에는 2016년 기준 10,000명당 631개의 로봇이 도입되었으며 이는 전세계에서 가장 높은 수치이다(Rob, 2018). 또한 2010년 이래로 계속해서 제조업 산업에서 가장 높은 로봇 밀도를 보여주었는데(IFR, 2018), 2016년 기준으로 세계 평균 로봇 도입률의 8배가 넘는 수치를 보였다. 2017년 한 해 산업용 로봇 판매량은 또한 294,000대를 웃돌며 사상 최대치를 기록하였다. 그에 비해 서비스 로봇 분야는 규모 면에서 2016년 기준 73억 달러로 제조업 로봇 시장의 절반 정도 수준에 미쳤다. 하지만 인공지능 및 ICT 기술이 발전되고 최저임금이 인상되면서 서비스 로봇 시장은 계속해서 성장세를 보여주고 있다.

서비스 로봇의 대표적인 예로는 무인 결제 기능을 담은 키오스크와 ATM이다. 키오스크는 2014년부터 시작하여 매년 높은 성장세를 보이고 있으며 ATM은 편의점 설치로 그 비중을 높이고 있다. 해당 로봇들을 통한 인건비 절감액이 커서 이러한 무인화는 앞으로 가속화될 것으로 보인다(한국경제, 2018). 그 예시로 [표 5]에 최근 외식·유통업체들이 도입한 서비스 로봇의 현황이 나열되어 있다.

2. AI의 일자리 대체 효과

AI가 한국의 일자리에 얼마만큼의 대체효과를 낼지에 대해서는 위에 살펴본 방법론 별로 상이한 결과를 지닌다. [표 6]에 각 방법론에 따른 OECD 국가별 자동화 위험률과 평균 및 중간값이 정리되어 있다. 예를 들어, Arntz et al.(2016)의 방법론에 따르면 한국의 경우 OECD 국가중 AI로 대체될 위험이 높은 일자리의 비중이 6%로 가장 낮은 국가 중 하나에 속하나, Nedelkoska and Quintini(2018)의 결과에 따르면 OECD 국가 중 중위권의 위험을 지닌다고 보고되고 있다.

국내 연구진의 연구로는 김세움(2015)와 김건우(2018)가 있다. 두 연구 모두 Frey and Osborne(2013)이 추정한 대체확률을 활용한다는 공통점이 있지만, 국내 직업과 매칭하는 방법에서 차이를 보인다. 김세움 한국노동연구원 부연구위원이 발표한 ‘기술 진보에 따른 노동시장 변화와 대응’보고서는 Frey and Osborne(2013)가 추정한 대체확률을 미국 노동통계국(U.S. Bureau of Labor Statistics)의 직업소재자료와 직종별 고용통계(Occupational Employment Statistics)를 참조하여 우리나라의 2012년도 직업사전의 직업과 매칭하는 방법을 활용하였다. 이와 다르게 김건우(2018)은 추정된 미국의 대체확률을 국제표준직업분류 기준으로 전환한 후, 이를 한국표준직업분류와 연계하는 방법을 사용하였다.

각 결과를 살펴보면, 김세움(2015)는 우리나라 전체 일자리의 57%가 향후 기술진보로 인하여 대체될 가능성이 높은 고위험군에 속한다고 보고한다. 이는 한국표준직업분류 소분류 단위 132개 직종에 대한 분석이며, 총 301개의 세분류 단위로 분석한 경우에도 55%라는 유사한 결과를 보인다. 미국 노동시장의 47%가 고위험군에 속한 것과 비교해보면 우리나라 노동시장이 미국에 비해 더 취약하다는 분석이 가능하다. 직업별 자동화 확률은 중분류만을 제공하고 있는데, 보건 의료 및 교육 관련직, 문화 예술 관련직, 관리직 등은 낮은 자동화 위험을 가지는 반면 판매 종사자의 경우 높은 자동화 위험을 보이는 것으로 나타났다.

이와 달리 김건우(2018)은 총 423개의 세분류 기준을 적용해 자동화 확률을 분석하였고, 전체 일자리의 43%가 자동화 고위험군에 속한다고

보았다. 자동화 위험이 낮은 하위 10개 직업과 상위 10개 직업도 함께 제시하였는데, 다른 나라와 비슷하게 대체확률이 낮은 분류에 속하는 직업들은 주로 ‘관리자’와 ‘전문가 및 관련 종사자’인 것으로 나타났다. 아래 [표 7]에 김세움(2015)과 김건우(2018)의 결과를 함께 제시하였다.

두 연구 모두 ‘관리자’와 ‘전문가’의 자동화 확률이 낮은 것으로 보고하였지만, 세분류 단위로 분석한 김건우(2018)의 경우, ‘전문가 및 관련 종사자’의 하위 분류인 ‘사무 종사자’, ‘장치, 기계조작 및 조립 종사자’의 경우 자동화 확률이 1에 가까운 높은 값을 보인다고 보고하였다. 또한 통신 서비스 판매원, 텔레마케터, 인터넷 판매원 등 과 같이 온라인을 통해 판매를 하는 직업들도 자동화 위험이 높은 분류에 포함되었을 뿐만 아니라 관세사, 회계사, 세무사와 같은 전문직도 자동화 위험이 높은 것으로 나타났다. 반면에, 인공지능에 의해 대체되기 힘든 직업으로는 보건, 교육, 연구 등 상호 의사소통이나 지적 능력이 요구되는 직업이 속해 두 연구 결과가 유사함을 확인할 수 있다. 그 중에서도 영양사, 의사, 교육 관련 전문가, 성직자, 공학 기술자 및 연구원 등이 낮은 자동화 가능성을 보였다.

두 연구를 종합해보면, 자동화될 가능성이 높은 직종은 주로 영업 및 판매 직종이라는 특징을 갖고 있다. 김세움(2015)은 미국의 경우 교육, 법률, 의료 등의 고숙련 서비스 직종의 일자리가 많아 근로자가 대체될 가능성이 낮은 반면 한국은 그의 절반 정도에 그치며, 영업 및 판매직종 비율 또한 높아 미국보다 높은 자동화 확률을 보인다고 해석하였다.

나아가 김건우(2018)는 소득 수준별로 자동화 확률을 분석하였으며, 고위험군 비중이 가장 높은 구간은 월평균 소득 수준이 100~200만원, 200~300만원인 취업자로 비중이 각각 47%였다. 우리나라 전체 취업자 중 60%가 소득 100~300만원 구간에 분포하고 있다는 점을 미루어 보았을 때 인공지능에 의한 자동화의 위험은 중산층에 미치는 영향이 클 것이라고 볼 수 있다. 이는 자동화의 위험이 저학력, 저소득층에 가장 크다고 보고한 Arntz et al.(2016)과 차이를 보여 주목할 만하다.

추가로 국내의 높은 자영업 비율을 고려했을 때, 대표적인 자영업 분야로 알려진 부문이 자동화 위험이 높은 것으로 나타났다. [표 7]에 따르면, 김세움(2015)의 경우 음식서비스 관련직은 74%, 영업 및 판매 관련직은 약 85%의 높은 자동화 위험률을 보였다. 김건우(2018)에서도 숙박 및 음식점업과 도매 및 소매업이 3대 고위험 산업임을 보였고 각각 서비스, 판매 직종의 취업자 비중이 높다고 지적해, 편의점, 치킨집, 카페 등 도소매 판매, 음식 서비스와 관련된 자영업이 큰 영향을 받을 것으로 보인다.

4. 정책적 함의 및 소결

다수의 선행연구를 종합해보면 시로 인한 직업 손실 위험을 지닌 인구는 보수적으로 계산할 경우에도 약 6%에 달한다. 이는 2018년 국내 실업률 수준이 3.8%임을 감안할 때 매우 높은 수준으로 볼 수 있다. 특히 시로 대체될 직업과 시시대에 노동수요가 증가할 직업이 상이함에 따라 실업자가 재취업하는 데에 어려움이 따를 예정이다. 노동자가 직업을 바꿀 경우 인적자본 중 일부만이 새로운 직업에서 사용됨으로 이를 보완하지 않으면 임금이나 재취업 기회에 어려움을 겪는다(Gathmann and Schönberg, 2006). 따라서 이후 노동시장에 참여할 학생들에게도 시에 부합한 교육이 이루어져야 하지만, 시로 대체될 가능성이 높은 직종에 근무하고 있는 근로자 역시 사전적인 교육에 힘써야 할 것이다. 근로자가 비자발적인 실업을 경험하기 전에 이직(job-to-job transition)을 가능하게 하거나, 실직 후 구직기간을 줄임으로써 실직에 따른 소득 감소, 정신적 스트레스, 낙인효과 등을 줄이는 효과를 가질 수 있다.

예시로, 해외 주요국은 이러한 구조적 변화에 대응하기 위한 인재양성 정책을 펼치고 있다(정보통신기술진흥센터, 2018). 대표적으로 미국은 AI 전문가, 연구자 및 데이터 과학자 양성을 위한 방안을 마련하였다. 정부 차원에서 다양한 과학기술 단체를 활용하여 STEM 교육 프로그램을 지원, 운영하려는 노력을 보이고 있는 것이다. 미국 국립학술원(National Academies Press)은 데이터 과학자 양성을 위해 대학의 데이터 과학 교육 강화를 기반으로 하는 교육과정을 개발하고자 권고안을 제시하기도 했다. 결과적으로 미국의 우수한 대학인 버클리 대학, 카네기 멜론 대학, 미시간 대학, 매사추세츠 공과 대학 등에서는 데이터 과학 전공과 관련된 교육 과정을 신설하였다.

일본은 2018년 4월, AI 기술전략 실행계획을 발표하여 ICT 전문가 인력을 육성하기 위한 여러 정책적 지원을 펼치고 있다. 첨단 ICT 인재와 일반 ICT 인재를 구분하여 그에 맞는 학교 기관 기업 차원에서의 지원 방안을 구축하였다. 또한 문부과학성은 과학과 관련된 연구를 하는 박사과정 학생 및 박사 학위 보유자를 모집, 선정하여 지원을 통해 다양한 경력을 실현하게끔 하는 데이터 인재양성 프로그램을 발표하였다. 중국의 중국과학원대학 또한 2017년부터 AI 특화 인재양성을 위한 인공지능 기술 단과대를 운영하고 있다.

한국의 경우 2017년 교육부에서 “제 4차 산업혁명과 미래교육 실천방안”을 발표하였다. 4차 산업혁명에 대비하여 정부는 ‘유연화’, ‘자율화’, ‘개별화’, ‘전문화’, ‘인간화’라는 다섯 가지 핵심 키워드를 설정하였고 이를 반영하는 중 장기적 교육정책 방향을 설정하겠다고 하였다. 하지만 실제로 신기술의 융합적 지식을 교육시킬 수 있는 교육 및 지원 정책에 대한 구체적인 사항은 아직 제시되지 않은 실정이다.

코딩교육등이 초등학교 단계에서 이루어지고는 있으나, 막상 이들 교육이 대학교육까지 연계되어 실제 노동시장에서 필요로 하는 인력으로 양성되는 파이프라인(pipeline)이 형성되어 있지는 않다. 일례로, 조선일보에 따르면 서울대 공대 컴퓨터공학부가 강사와 강의실을 확보하지 못해 소프트웨어 개발 관련 강의에 있어 다른 과 학생의 수강을 제한하기로 했다고 보도되고 있다. 이러한 상황은 4차 산업혁명에 대비하기 위해 특정 교육에 대한 수요는 증가하고 있지만 이에 교육기관이 적절하게 대응하지 못하고 있다고 해석된다. 실제로 컴퓨터공학을 전공 또는 부전공하려는 학생은 2009년 기준 13명에서 2018년 기준 106명으로 크게 증가하였다. 하지만 여전히 정원은 55명에 그치고 있고 변화하는 교육 트렌드에 유연하게 대응하지 못하는 실정이다.

노동시장에 진입 전인 청년층뿐만 아니라 자동화로 직업을 잃을 가능성이 높은 노동자에게도 시에 부합한 교육이 요구되는 바이다. 이는 정부의 직업훈련 지원을 통해 진행될 수 있는데, 국내의 경우 직업훈련 체계의 정립이 미흡하다는 한계가 있다. 일례로 그간의 직업훈련은 산업수요를 잘 반영하지 못한다는 점과 우선적으로 고려되어야 할 대상인 비정규직, 저학력 및 고령자 등의 취약계층이 오히려 훈련으로부터 배제되어 왔다는 지적이 있다(강순희, 2011). 또한 훈련투입 대비 훈련의 성과가 저조하여 효과성이 크지 않다는 한계가 있다. 미시데이터를 활용하여 정부에서 제공하는 공공직업훈련의 인과효과를 살펴본 연구의 경우에도 직업훈련이 취업에 긍정적인 영향을 미치는 증거를 발견하지 못했다(김용성&박우람, 2015; 유경준&이철인, 2008, 강순희 외, 2015). 이에 중·고등교육 과정을 아우르는 교육정책과 노동시장 정책의 보완을 통해 국내 노동시장의 충격을 최소화하는 정책적 노력이 절실한 것으로 보인다.

참고 문헌

- 강순희(2011), 공공직업훈련의 의의와 개선과제. 월간 노동리뷰, 1, pp. 49-54.
- 강순희, 어수봉, 최기성(2015), 미취업자의 직업훈련 참가 결정요인과 고용성과 분석. HRD 연구(구 인력개발연구), 17(2), pp. 267-298.
- 김건우(2018), 「인공지능에 의한 일자리 위험 진단」, LG 경제연구원.
- 김세움(2015), 「기술진보에 따른 노동시장 변화와 대응」, 한국노동연구원.
- 김용성, 박우람(2015), 실업지속의 원인 분석과 직업훈련의 효과 및 개선방안에 관한 연구, KDI Policy Study, 23, pp. 1-88.

남성일(2017), 「쉬운 노동경제학」, 박영사.

유경준, 이철인(2008), 실업자 직업훈련의 효과 추정, 노동경제논집, 31(1), 59-103.

윤종혁(2017), 「제 4차 산업혁명과 미래교육 실천방안」, 교육부, 한국교육개발원.

정보통신기술진흥센터(2018), 「해외 주요국의 4차 산업혁명 대응 인재양성 정책 동향」, 해외 ICT R&D 정책동향.

Acemoglu, D. and Autor, D.H.(2011), Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings. In: Handbook of Labor Economics, vol. 4B, pp. 1043-1171.

Arntz, M., Gregory, M. and Zierahn U.(2016), The risk of automation for jobs in OECD countries. OECD.

Autor, D.H., Levy and F., Murnane, R.J.(2003), The skill content of recent technological change: an empirical exploration. The Quarterly Journal of Economics, vol.118, No.4, pp. 1279-1333.

Bughin, J., Hazan, E., Lund, S., Dahlström, P., Wiesinger, A. and Subramaniam, A.(2018), Skill shift automation and the future of the workforce. McKinsey Global Institute.

Gathmann, C. and Schönberg, U.(2006), How general is specific human capital?, IZA Discussion Paper No.2485.

David H.(2013), The “task approach” to labor markets: an overview(No.w18711). National Bureau of Economic Research

David, H.(2015), Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. Journal of Economic Perspectives, vo.29, No.3, pp. 3-30.

Frey, C.B. and Osborne, M.(2013), The future of employment : how susceptible are jobs to computerisation? Technological forecasting and social change, vol.114, pp. 254-280.

Manyika, J.(2017), A future that works: automation, employment, and productivity, McKinsey Global Institute.

Nedelkoska, L. and Quintini, G.(2018), Automation, skills use and training, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No.202.

OECD(2018), Transformative technologies and jobs of the future, Background report for the Canadian G7 Innovation Ministers' Meeting.

Rob Smith, "South Korea has the highest density of robot workers in the world", <https://www.weforum.org/agenda/2018/04/countries-with-most-robot-workers-per-human/>, 2018.04.18.

World Economic Forum (2016A), Annual report 2015-2016.

World Economic Forum (2016B), The future of jobs report. 2016.

World Economic Forum (2018), The future of jobs report 2018.

IFR, "Robot density rises globally", 2018.02.07, <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/robot-density-rises-globally/>

아시아타임즈, "무인점포, 어디까지 왔나?", 2018.09.25, <http://www.asiatime.co.kr/news/articleView.html?idxno=198916>

조선일보, "최저임금 뛰자... 무인주문기 판매가 2배로 뛰었다", 2018.07.20, http://biz.chosun.com/site/data/html_dir/2018/07/20/2018072000309.html

조선일보, "코딩 배우려는 학생 밀려드는데 교수, 강의실 부족하다며... 서울대 컴퓨터공학부, 수강 제한", 2019.01.29, http://news.chosun.com/site/data/html_dir/2019/01/29/2019012900152.html?fbclid=IwAR12sa6RFX5ePCrrzxk-UY3pMDAQQmFUyG0vXpRVV9xnjVW8jYbxZrZrVE/

한국경제, "시중은행 ATM 대수 2년새 11% 줄어... "돈 찾기 힘들네", 2018.05.09, <http://news.hankyung.com/article/2018050946746/>

Computerisation bottleneck	O*NET Variable	O*NET Description	PIAAC Variable	PIAAC Description
Perception and Manipulation	Finger Dexterity	The ability to make precisely coordinated movements of the fingers of one or both hands to grasp, manipulate, or assemble very small objects.	Fingers	How often- using skill or accuracy with your hands or fingers?
	Manual Dexterity	The ability to quickly move your hand, your hand together with your arm, or your two hands to grasp, manipulate, or assemble objects.		
	Cramped Work Space, Awkward Positions	How often does this job require working in cramped work spaces that requires getting into awkward positions?		
Creative Intelligence	Originality	The ability to come up with unusual or clever ideas about a given topic or situation, or to develop creative ways to solve a problem.	Problem-solving simple	How often- relatively simple problems that take no more than 5 minutes to find a good solution?
	Fine Arts	Knowledge of theory and techniques required to compose, produce, and perform works of music, dance, visual arts, drama, and sculpture.	Problem-solving complex	Problem solving- complex problems that take at least 30 minutes thinking time to find a good solution?
Social Intelligence	Social Perceptiveness	Being aware of others' reactions and understanding why they react as they do.	Teaching	How often- instructing, training or teaching people, individually or in groups?
	Negotiation	Bringing others together and trying to reconcile differences.	Advise	How often- advising people?
	Persuasion	Persuading others to change their minds or behavior.	Plan for others	How often- planning the activities of others?
			Communication	How often- sharing work-related information with co-workers?
	Assisting and Caring for Others	Providing personal assistance, medical attention, emotional support, or other personal care to others such as coworkers, customers, or patients.	Negotiable	How often- negotiating with people either inside or outside your firm or organization?
Influence			How often- persuading or influencing people?	
		Sell	How often- selling a product or selling a service?	

[표 1] O*NET variables corresponding to identified engineering bottlenecks
출처: Frey and Osborne(2017), Table 1., Ndelkoska and Quintini(2018), Table 4.2.

순위		자동화 확률	직업
하위10위	1	0.0028	Recreational Therapists
	2	0.0030	First-Line Supervisors of Mechanics, Installers, and Repairers
	3	0.0030	Emergency Management Directors
	4	0.0031	Mental Health and Substance Abuse Social Workers
	5	0.0033	Audiologists
	6	0.0035	Occupational Therapists
	7	0.0035	Orthotists and Prosthetists
	8	0.0035	Healthcare Social Workers
	9	0.0036	Oral and Maxillofacial Surgeons
	10	0.0036	First-Line Supervisors of Fire Fighting and Prevention Workers
상위10위	691	0.99	Data Entry Keyers
	692	0.99	Library Technicians
	693	0.99	New Accounts Clerks
	694	0.99	Photographic Process Workers and Processing Machine Operators
	695	0.99	Tax Preparers
	696	0.99	Cargo and Freight Agents
	697	0.99	Watch Repairers
	698	0.99	Insurance Underwriters
	699	0.99	Mathematical Technicians
	700	0.99	Sewers, Hand
	701	0.99	Title Examiners, Abstractors, and Searchers
	702	0.99	Telemarketers

[표 2] 미국 직업별 자동화 확률 순위

출처: Appendix table in Frey and Osborne (2013)

Industry	Probability
Agriculture, hunting	0.57
Postal and courier activities	0.56
Manufacture of wearing apparel	0.56
Fishing and aquaculture	0.55
Food and beverage service activities	0.55
Manufacture of food products	0.54
Manufacture of wood	0.54
Land transport and transport via pipelines	0.54
Other mining and quarrying	0.54
Waste collection, treatment	0.53
Manufacture of textiles	0.53
Printing and reproduction of recorded media	0.53
Services to buildings and landscape	0.53
Manufacture of tobacco products	0.52
Manufacture of fabricated metal products	0.52
Manufacture of paper	0.52
Manufacture of other non-metallic mineral products	0.52
Manufacture of electrical equipment	0.51
Manufacture of motor vehicles, trailers and semi-trailers	0.51
Forestry and logging	0.51
Architectural and engineering, technical testing	0.43
Employment activities	0.43
Real estate	0.43
Extraction of crude petroleum and natural gas	0.43
Residential care	0.43
Human health	0.42
Telecommunications	0.42
Advertising and market research	0.42
Air transport	0.42
Mining support service activities	0.42
Public administration and defense, social security	0.42
Travel agency, tour operators	0.41
Computer programming, consultancy	0.41
Legal and accounting	0.41
Social work without accommodation	0.40
Programming and broadcasting activities	0.40
Information service activities	0.40
Remediation, other waste management	0.38
Head offices, management consultancy	0.34
Education	0.33

[표 3] 산업별 평균 자동화 확률

출처: Nedelkoska and Quintini (2018), p.52, OECD, figure 4.4

주석: 산업분류는 ISIC Rev 4, 2-digit.

Rank	Today, 2018	Trending, 2022	Declining, 2022
1	Analytical thinking and innovation	Analytical thinking and innovation	Manual dexterity, endurance and precision
2	Complex problem-solving	Active learning and learning strategies	Memory, verbal, auditory and spatial abilities
3	Critical thinking and analysis	Creativity, originality and initiative	Management of financial, material resources
4	Active learning and learning strategies	Technology design and programming	Technology installation and maintenance
5	Creativity, originality and initiative	Critical thinking and analysis	Reading, writing, math and active listening
6	Attention to detail, trustworthiness	Complex problem-solving	Management of personnel
7	Emotional intelligence	Leadership and social influence	Quality control and safety awareness
8	Reasoning, problem-solving and ideation	Emotional intelligence	Coordination and time management
9	Leadership and social influence	Reasoning, problem-solving and ideation	Visual, auditory and speech abilities
10	Coordination and time management	Systems analysis and evaluation	Technology use, monitoring and control

[표 4] 노동시장에서 요구되는 기술: 2018년과 2022년 비교

출처: World Economic Forum (2018), The future of jobs report 2018, p.12, table 4

회사명	내용
롯데리아	1350개 매장 중 762개(56%) 매장에서 키오스크 운영
버거킹	현재 67% 매장(313개 중 210개)서 키오스크 운영 중, 전 매장으로 확대 예정
CU	무인 결제 매장 3곳에서 10곳으로 확대
이마트	144개 매장 중 40곳에서 무인 계산대 운영 중
베스킨라빈스	수도권 5개 매장에 자판기 방식 '아이스크림 ATM' 도입
애슐리클래식	손님이 직접 사용 식기를 정리하는 셀프 서비스 매장 도입

[표 5] 외식 유통업체들의 서비스 로봇 도입 현황

출처: 조선일보, 2018.07

	Arntz et al (2016)			Nedelkoska and Quintini(2018)	
	Share of people at high risk	Mean	Median	Mean	Median
Austria	12%	43%	44%	47%	48%
Belgium	7%	38%	35%	48%	49%
Canada	9%	39%	37%	46%	46%
Czech Republic	10%	44%	48%	45%	45%
Denmark	9%	38%	34%	48%	49%
Estonia	6%	36%	32%	45%	44%
Finland	7%	35%	31%	46%	47%
France	9%	38%	36%	43%	41%
Germany	12%	43%	44%	49%	51%
Ireland	8%	36%	32%	52%	54%
Italy	10%	43%	44%	46%	45%
Japan	7%	37%	35%	49%	52%
Korea	6%	35%	32%	51%	53%
Netherlands	10%	40%	39%	46%	47%
Norway	10%	37%	34%	45%	44%
Poland	7%	40%	40%	41%	40%
Russian Federation	2%	29%	26%	50%	52%
Slovak Republic	11%	44%	48%	47%	49%
Spain	12%	38%	35%	57%	62%
Sweden	7%	36%	33%	51%	54%
United Kingdom	10%	39%	37%	44%	43%
United States	9%	38%	35%	43%	41%

[표 6] OECD 국가의 자동화 확률

출처: Arntz et al (2016), p.33, table 4; Nedelkoska and Quintini(2018), p.46, table 4.5

순위	김세움(2015)		김건우(2018)	
	자동화 확률	직업명	자동화 확률	직업명
하위10위	0.238	보건, 의료 관련직	0.004	영양사
	0.254	교육 및 자연과학, 사회과학 연구 관련직	0.004	전문 의사
	0.277	사회복지 및 종교 관련직	0.004	장학관, 연구관 및 교육 관련 전문가
	0.302	정보통신 관련직	0.007	교육 관리자
	0.325	문화, 예술, 디자인 방송 관련직	0.007	보건의료관련 관리자
	0.400	법률, 경찰, 소방 교도 관련직	0.008	중고등학교 교사
	0.424	관리직	0.009	학습지 및 방문 교수
	0.540	미용, 숙박, 여행, 오락, 스포츠 관련직	0.001	컴퓨터시스템 설계 및 분석가
	0.651	경영, 회계, 사무 관련직	0.012	특수교육 교사
	0.666	운전 및 운송 관련직	0.012	약사 및 한약사
상위10위	0.854	섬유 및 의복 관련직	0.990	통신서비스 판매원
	0.847	영업 및 판매 관련직	0.990	텔레마케터
	0.778	경비 및 청소 관련직	0.990	인터넷 판매원
	0.762	식품가공 관련직	0.990	사진인화 및 현상기 조직원
	0.753	기계 관련직	0.985	관세사
	0.740	음식서비스 관련직	0.985	무역 사무원
	0.723	금융, 보험 관련직	0.980	전산 자료 입력원 및 사무 보조원
	0.720	화학 관련직	0.970	경리 사무원
	0.715	재료 관련직	0.970	상품 대여원
	0.715	농업어업 관련직	0.970	표백 및 염색 관련 조직원

[표 7] 국내 직업별 자동화 확률 순위

출처: 김세움(2015) 표 2-3 재정리, 김건우(2018), p.7, 차트 6.

주석: 김세움(2015)은 직종 중분류(총 23개)를 사용한 반면, 김건우(2018)은 세분류(총 2,423개)를 활용하여 분석함.

중·세분류 중 군인은 Frey and Osborne(2013)에서 분석되지 않아 두 분류 모두에서 제외됨.

서울대학교

인공지능정책

이니셔티브 안내

서울대학교 인공지능정책 이니셔티브는 인공지능과 관련된 다양한 사회경제적, 법적, 정책적 이슈들을 연구하고 논의하기 위해 시작된 서울대학교 법과경제연구센터의 프로그램입니다. ‘소셜랩(Social Lab)’ 개념을 지향하여, 여러 배경과 관심을 가진 분들 사이의 협업과 지속적인 대화를 추구합니다. 서울대학교 법학전문대학원의 고학수 교수와 임용 교수가 함께 이끌고 있습니다.

1. 발간물 안내

서울대학교 인공지능정책 이니셔티브의 주요 발간물은 이슈페이퍼와 워킹페이퍼가 있고, 비정기적으로 발간되는 단행본 및 학술행사 자료집 등이 있습니다. 이슈페이퍼와 워킹페이퍼 등의 자료들은 홈페이지를 통해 다운로드 받으실 수 있습니다.

2. 행사 안내

서울대학교 인공지능정책 이니셔티브의 주요 행사는 이슈페이퍼를 발표하고 논의하는 행사(상반기 및 하반기 각 1회) 그리고 국내외 연구자들을 초빙하여 진행하는 대규모 국제학술대회(연 1회) 등이 있습니다. 그 이외에 비정기적으로 진행하는 행사들도 있습니다.

3. 이슈페이퍼 2019

이번 이슈페이퍼는 서울대학교 인공지능정책 이니셔티브의 첫 이슈페이퍼로, 2019.5.16. D2 Startup Factory에서 열린 행사에 맞춰 준비되었습니다.