

정책보고서 부문
(대학(원)생)

최우수상 : KDI원장상

21세기 자동화의 진화와 지식노동의 위기 - 네트워크 이론을 활용한 업무 자동화 분석 방법론 개발 -

한국과학기술원 (KAIST) 경영공학부 박사과정 박지용

한국과학기술원 (KAIST) 경영공학부 석사과정 김중호

[요 약]

인공지능, 기계학습 등과 같이 빠르게 발전하는 정보기술은 고용 환경과 임금 구조를 빠르게 변화시키면서 우리의 삶에 광범위하게 영향을 미치고 있다. 이러한 사회 구조적인 변화를 분석하는데 있어서 어떤 업무 유형이 자동화가 되고 있는지를 이해하는 것은 매우 중요한 문제이지만, 현재 업무의 자동화 수준을 정량적으로 측정하는 체계적인 방법론은 제대로 없는 실정이다. 본 연구는 네트워크 이론에 기반하여 경제 전체에서의 업무 유형을 분류하고, 각 업무 유형에 따른 자동화 수준을 정량적으로 측정하는 새로운 방법론을 개발하였다. 본 연구에서는 미국 직업정보 데이터베이스에서 제공되는 2006년과 2015년의 651 개 직업군에 대한 스킬 요구 사항에 대한 데이터를 이용하여, 직업과 스킬이 두 종류의 클래스인 2-모드 네트워크를 구성하였다. 그 후에, 2-모드 네트워크는 연관 정도에 따라 스킬들 간의 연결로 구성된 1-모드 네트워크로 변환한 후에 최소신장트리를 구성하여 스킬들 간의 내재된 근본적인 관계를 복원하였다. 네트워크 구조에서 업무 유형은 서로 연관된 스킬들 간의 군집으로 정의되는데, 우리는 비모수 군집분석 알고리즘을 이용하여 13 개의 업무 유형을 도출하였다. 또한 이러한 스킬들과 그들의 군집인 업무 유형에 대한 자동화 수준과 교육 수준을 정량적으로 측정하였다.

본 연구 결과에 따르면, 2015년에 가장 자동화가 많이 된 업무 유형은 정형화된 인지 작업과 정보 처리 작업이며, 가장 자동화가 되지 않은 업무 유형은 유연한 사고와 동적 물리 작업이었다. 흥미로운 점은 2006년부터 2015년까지 높은 수준의 교육을 요구하는 업무들을 빠르게 자동화되고 있다는 것이다. 이것은 1990년대 이후 꾸준히 지적되던 직업 양극화 현상과는 다른 양상이다. 20세기에는 주로 공장이 자동화되며 중산층을 구성하는 노동자들이 타격을 받아왔지만, 본 연구 결과는 21세기에는 기존에 자동화의 안전지대로 여겨졌던 고숙련 노동자들이 수행하는 지식노동이 (비록 2015년에도 자동화 수준이 여전히 높지는 않지만) 빠르게 자동화가 되어가고 있다는 것을 실증적으로 보여주고 있다. 또한, 주목할 점은 지식노동 중 지난 10년간 자동화 수준이 크게 증가하지 않은 유일한 예외는 유연한 사고 업무라는 것이다. 본 연구 결과는 첨단 정보기술의 발전으로 맞이할 4차 산업혁명 시대를 준비하기 위한 정책 및 교육 제도에 유의미한 시사점을 줄 수 있을 것으로 기대된다.

I 연구 배경

현재의 추세라면, 2015년부터 2020년까지 약 510만 개의 일자리가 사라지게 될 것이다.

— 세계경제포럼 (World Economic Forum) (Leopold et al. 2016)

인공지능, 기계학습 등과 같이 빠르게 발전하는 정보기술은 고용 및 임금 구조를 바꾸면서 우리의 삶에 광범위하게 영향을 미치고 있다. 구글의 무인자동차가 택시운전사 같은 직업을 사라지게 만들 것이라는 우려 어린 미래를 고려하면, 정보기술로 인한 사회 구조적인 변화를 분석하는데 있어서 자동화 수준을 이해하는 것은 매우 중요한 문제이다 (Brynjolfsson and McAfee 2011). MIT 연구팀 Brynjolfsson and McAfee (2014) 은 그들의 저서 <제2의 기계시대 The Second Machine Age>에서 무어의 법칙 (Moore's Law)으로 대변되는 정보기술의 기하급수적 성장을 강조하며, 이러한 기하급수적 성장의 후반기인 (그들이 제2의 기계시대라고 정의한) 21세기에 기술 혁신으로 야기되는 노동 시장의 파괴 현상에 대해 논의를 하였다. 옥스퍼드대 연구팀 Frey and Osborne (2013) 은 미국 전체 고용 인구의 약 47% 가 자동화의 위협에 빠져있다고 주장하였다. 특히, 정보기술은 직업 자체를 자동화하기 보다는 특정 업무를 자동화하기 때문에, 자동화의 영향을 평가하기 위해서 어떠한 업무들이 자동화 되었는지를 평가하고 분석하는 것이 필요하다.

기존 연구들에서는 1990년 대 이후 노동시장에서 두드러지는 현상인 임금 불평등이나 직업 양극화 등을 연구하기 위해 업무 자동화 수준에 관심을 가져왔다 (Acemoglu and Autor 2011; Van Reenen 2011). 숙련 편향적 기술 진보 (skill-biased technological change)란 비숙련 노동자에 비해 숙련된 노동자의 상대적 생산성과 그로 인해 수요를 증가시키는 기술적 변화를 의미한다. 숙련 편향적 기술 진보는 고도로 교육되고 숙련된 노동자에 대한 수요를 편향적으로 증가시킴으로써, 낮은 기술력을 필요로 하는 직업을 사라지게 만들고 중간 소득층을 침체시켜 임금 불평등에 기여하고 있다 (Acemoglu 1998; Machin and Van Reenen 1998). 최근의 연구들은 정보기술이 숙련된 노동자에 보완적인 역할을 한다는 것을 실증적으로 보여주고 있다 (Autor et al. 1998; Bresnahan et al. 2002; Michaels et al. 2014; Park and Lee 2016). Bresnahan et al. (2002) 은 정보기술 가격의 급격한 하락이 어떻게 정보기술의 사용과

조직의 관행 그리고 제품 혁신에 걸쳐 총체적인 변화를 이끌었고, 이로 인해 숙련된 노동자에 대해 수요가 어떻게 증가하는지 보여주었다. Frey and Osborne (2013) 은 교육 수준이 직업 자동화 확률과 음의 관계가 있음을 보였다. Michaels et al. (2014) 은 정보기술이 규칙 기반의 정형화된 업무들을 대체하여 중간 계층의 일자리에 대한 수요를 감소시킴을 보였다. 반면, Bessen (2016) 은 새로운 정보기술은 일자리를 없애기 보다는, 직업에 새로운 역량을 요구하며 고용 수요를 이동시킴으로써 임금 격차를 늘리는 역할을 한다고 주장하였다.

직업의 소멸은 기술 혁신이 특정 업무들을 기술로 대체하여 더 이상 노동자를 필요로 하지 않을 때 발생한다 (Autor et al. 2003). 따라서 기존 연구에서는 자동화 수준이 직업과 임금 구조에 끼치는 영향을 분석할 때, 직업을 업무 유형에 따라 나누어 살펴보았다 (기존 연구에서의 업무 유형 분류는 표 1 참고). Autor et al. (2003) 은 업무 유형을 정형/비정형 업무와 지식노동/육체노동으로 분류하는 모델을 제시하였다. 이 모델은 정보기술이 주로 중간 계층이 주로 수행하던 정형화된 업무들을 대체하여 (예를 들어, 생산직과 사무직 등) 직업 양극화에 기여함을 예측하였다 (Acemoglu and Autor 2011; Autor et al. 2003; Michaels et al. 2014). 한편, 정보기술은 불규칙적이고 비정형화된 지식노동을 요구하는 숙련 노동자 (예를 들어, 관리자)에 대한 수요를 증가시킬 수 있다. 반면에, 현재의 정보기술이 예측할 수 없는 수에 반응하거나, 눈과 손의 기민한 조정이 필요한 업무와 같이 비정형화된 육체노동을 자동화하는데 어려움을 겪기 때문에, 이러한 업무들을 수행하는 비숙련 노동자들의 수요 (예를 들어, 헤어 디자이너)는 상대적으로 정보기술의 영향을 받지 않을 것이다.

<표 1> 기존 연구에서의 업무 유형 구분

	업무 유형
Autor et al. (2003)	정형화된 인지업무 (routine cognitive), 정형화된 육체노동 (routine manual), 비정형화된 인지업무 (non-routine cognitive) (분석 업무 / 대인 업무), 비정형화된 육체노동 (non-routine manual)
Frey and Osborne (2013)	지각 및 조작 (perception and manipulation), 창조적 지능 (creative intelligence), 사회적 지능 (social intelligence)
MacCrory et al. (2014)	인지 (cognitive), 육체노동 (manual), 관리 (supervision), 대인 (interpersonal), 리더십 (initiative)
Elliott (2014)	언어 (language), 추론 (reasoning), 시각 (vision), 동작 (movement)
Deming (2015)	정형화된 업무 (routine), 비정형화된 분석업무 (non-routine analytical), 사회적 업무 (social skill), 서비스 업무 (service)

그 밖에도 Elliott (2014) 은 업무 유형을 인간의 능력의 일반적인 범주인 언어능력, 추론능력, 시각능력, 동작의 4개의 영역으로 분류하였다. Frey and Osborne (2013) 은 “기술적 병목현상”을 제시하였는데, 이를 통해 자동화하기 어려운 범주로서 지각 및 조작 업무, 창조적 지능 업무, 사회적 지능 업무 유형을 제시하였다. 이러한 업무 유형을 바탕으로, Frey and Osborne 은 직업의 자동화 수준을 계산하였고, 전체 미국 고용의 약 47%가 자동화 위험에 노출되었다고 주장하였다. 그러나 그들의 연구 결과는 자동화 수준 평가에 주관적 판단이 개입되어 있다는 점에서 한계를 지니며 (McAfee and Brynjolfsson 2016), 본 연구와는 달리 업무 유형에 따른 자동화 수준을 측정하지 못하였다.

본 연구는 아래와 같이 기존 연구들의 한계점들을 해결하고는 새로운 방법론은 개발하는 것을 목적으로 한다. 첫 번째로, 기존 연구들은 업무 유형을 분류할 때 선험적 (a priori)으로 정의하였기 때문에 논리적 추론과 이에 내재된 가정에 수반되는 편향성에 의해 한계를 지닌다 (MacCrory et al. 2014). 비록 이론에 기반한 접근법이 노동시장의 메커니즘과 패턴을 잘 설명하여 왔지만, 업무 유형 분류에 있어서 연구자의 주관적 개입이 개입되기 때문에 연구자에 따라 다른 분류 결과를 보이는 경향이 있다. 또한, 21세기와 같이 급격한 기술 진보의 시대에서는 업무의 속성 자체가 빠르게 진화하기 때문에, 사전에 정의된 업무 구분은 이러한 업무 변화를 반영하지 못해 자동화의 영향을 평가하는데 적절한 접근법이 아닐 수 있다 (MacCrory et al. 2014). 따라서 본 연구의 첫 번째 목적은, 데이터 주도적인 접근법 (data-driven approach)을 통해 사전적인 (ex ante) 추론에 의한 편향을 배제하고, 경제 전반에 걸쳐 수행하는 업무 유형을 포괄적으로 도출하는 것이다.

두 번째로, 기존 연구에서는 각 업무 유형이 어느 정도 자동화가 진행 되었는지에 대해 정량적으로 측정하지 못하였다. 적절한 데이터와 방법론이 없이 기존 연구는 자동화 수준에 대한 논리적 추론과 주관적인 판단에 의존하는 경향이 있다. 예를 들어, Autor et al. (2003) 은 정형화된 업무들은 자동화하기 쉬우며 반대로 불규칙적이고 비정형 업무들은 기술 진보에 보완적인 관계가 있음을 제시하였다. 하지만, 그들은 각 업무들이 얼마나 자동화가 되었는지 상세히 분석하지 않았으며, 이러한 이유로 비정형화된 지식노동의 세부항목으로 제시한 분석적 업무와 대인 업무 중에서 어느 것이 더 기술에 보완적이며 자동화가 어려운지 모호하다. 또한 더욱 중요한 점은, 시간에

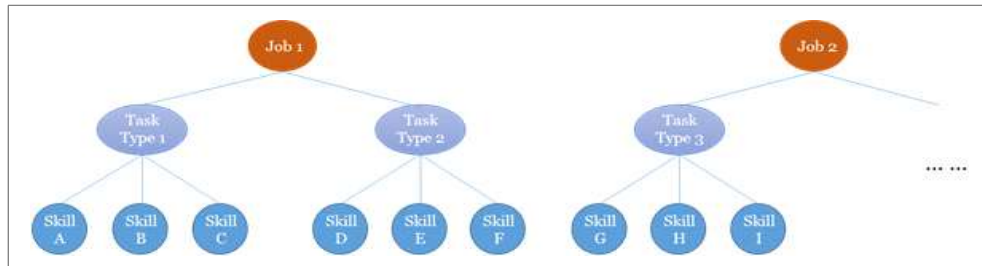
따른 자동화의 진화를 분석하기 위해서는 자동화 정도를 정량적으로 측정하고 이를 일관적으로 비교 분석할 수 있는 방법론이 필요하다. 따라서 본 연구의 두 번째 목적은 업무 유형에 따른 자동화 수준을 정량적으로 측정하고, 이를 시간에 따라 분석하여 기술적 진보의 영향을 추적할 수 있는 체계적인 방법론을 개발하는 것이라고 할 수 있다.

II 개념적 프레임워크

기존 연구에서 업무 유형 구분이 쉽지 않았던 이유는 이것들이 노동 통계에서 직접 관찰되지 않기 때문이다. 따라서 본 장에서는 노동 통계에서 제공되는 직업의 스킬 요구사항의 데이터를 통해 업무 유형을 도출하기 위해 스킬, 업무 유형, 직업 간의 관계에 대한 개념적 프레임워크를 정의하고자 한다. 비록 스킬, 업무, 직업이라는 개념이 숙련 편향적 기술 진보에 대한 문헌에서 유사한 개념으로 혼용되지만, 본 연구에서는 이들 사이에 관계를 계층적으로 분리하여 개념화하였다(그림 1 참고). 먼저 직업은 여러 업무 유형을 수행할 것이 요구된다. 여기서, 업무는 특정 투입량을 산출량으로 바꾸는 개인의 작업으로 정의된다(Goodhue et al. 1995). Goodhue et al. (1995)은 기술을 개인의 업무를 수행하는 도구로써 정의하였고, 이러한 관점에서 기술은 직업 자체를 대체하고 자동화하기보다 특정 업무를 대체하는 것으로 볼 수 있다.

각 업무를 수행하는 데는 다양한 스킬들이 요구된다. 스킬은 복잡한 업무 또는 직업 기능을 수행하는 능력과 역량으로 정의된다. 비록 직접적으로 직업에 의해 수행되는 업무 유형을 관찰 할 수는 없지만, 이러한 프레임워크는 직업의 스킬 요구사항으로부터 업무 유형을 도출하는 것이 가능하게 해준다. 이 프레임워크에 따르면, 업무 유형은 여러 직업에 걸쳐 높은 상관관계를 가진 스킬들 간의 군집으로 재정의 될 수 있다. 예를 들면, 두 개의 스킬들이 모든 직업에 걸쳐 유사한 정도로 요구된다면, 이러한 스킬들은 같은 업무 유형에 속한다고 볼 수 있다.

[그림 1] 개념적 프레임워크



또한, 기존 연구에서는 각각의 업무들 간의 상호관계에 대해서는 등한시하여 왔지만, 개별 업무들의 특성뿐만 아니라 업무들 간의 관계가 직업 구조를 형성하는데 중요한 역할을 할 수 있다. 예를 들면, Hasan et al. (2015)은 업무의 상호 의존성이 직업이 생기고 사라지는 역학 관계에 영향을 미친다는 것을 실증적으로 보였다. 우리의 프레임워크에 따르면, 유사한 스킬들을 함께 필요로 하는 두 업무들은 서로 밀접하게 관련된다고 볼 수 있다. 예를 들어, [그림 1]에서 업무 유형 1은 업무 유형 2와 유사한 성향을 가지고 있지만, 업무 유형 3과는 관계가 적을 것이라 예상할 수 있다. 따라서 업무들 간의 구조를 이해하는 것은 업무 유형의 특성을 더 깊게 이해하고, 업무 유형을 큰 범주로 분류하는데 도움을 줄 것이다.

III 연구 방법론

1. 데이터

본 연구에서는 미국 노동부의 지원으로 개발된 직업정보 데이터베이스인 O*NET 데이터를 사용하였다 (<https://www.onetonline.org/>). O*NET은 전체 직업군에 대한 따른 스킬 요구사항을 제공하며, 기존의 많은 연구들에서 다양하게 활용되어 왔다 (Acemoglu and Autor 2011; Deming 2015; MacCrory et al. 2014; Park and Lee 2016). 본 연구에서는, O*NET 데이터베이스 중에서 표준직업분류 (Standard Occupational Classification) 시스템과 매칭되지 않는 직업을 제외시켜, 최종적으로 651개의 직업을 포함하였다.

본 연구에서 기존 연구에서와 마찬가지로, 직업의 다양한 측면을 포괄하기 위해 O*NET에서의 정의된 직업별 능력 (Abilities), 업무 활동 (Work Activities), 역량 (Skills), 업무 상황 (Work Contexts) 범주에 포함된 항목으로 스킬을 정의하였다 (Acemoglu and Autor 2011; MacCrorry et al. 2014). 그 결과 총 182개의 스킬 항목이 분석에 포함되었고, 모든 직업에 걸쳐 각 스킬은 훈련된 직업 분석가와 현직 전문가들에 의해 중요도가 측정되었다. 각 스킬의 중요도 척도는 1점 (“중요하지 않음”)에서 5점 (“매우 중요”)까지의 범위를 지니며, 스킬 들 간의 이질적인 특성을 고려하기 위해 평균 0 과 표준편차 1 이 되도록 표준화 작업을 수행하였다.

시간에 따른 자동화 수준의 변화를 관측하기 위해, 2006년과 2015년의 데이터를 이용하였다. 데이터를 매년 비교하지 않은 이유는 직업별 스킬 구성 및 자동화 수준은 단기적인 현상이라기보다는 장기간에 걸쳐 나타나는 현상이기 때문이다. 실제로 O*NET 데이터베이스는 규칙적으로 매년마다 10-15% 정도의 직업에 대해 부분적인 업데이트가 이루어지며, 2006년부터 2015년까지 10년 간 모든 직업들은 적어도 한 번의 업데이트가 되었다. 따라서 10 년이라는 기간은 경제 전반에 걸친 업무 자동화 수준의 변화를 추적할 수 있을 것으로 기대된다. 또한, O*NET 은 1998년에 처음 도입되었지만, 현재의 직업 설명과 분류 체계는 2006년부터 사용되어 2015년 자료와 일관되게 비교 분석이 가능한 점을 고려하였다. 구체적으로, 본 연구에서는 2006년 6월에 발표된 O*NET 버전 10.0과 2015년 8월에 발표된 버전 20.0 데이터베이스를 활용하였다.

2. 2-모드 네트워크 분석

네트워크 (또는 그래프) 이론은 생물학, 물리학, 수학, 사회학 그리고 과학의 광범위한 영역에서 데이터의 내재된 구조를 밝혀내고 이를 시각화 하는데 많이 활용되어 왔다 (Bonanno et al. 2003; Dusser et al. 1987; Mantegna 1999; Mizuno et al. 2006; Naylor et al. 2007; Onnela et al. 2002; Tumminello et al. 2007). 특히, 최소신장트리 (minimum spanning tree)는 거리가 먼 연결 관계를 제거하고 최소의 연결 관계로서 트리 구조를 유지함으로써, 네트워크의 계층적 구조를 복원하기 위한 방법으로 사용되어 왔다. 이러한 방법을 사용한 주목할 만한 연구로서 Mantegna (1999) 는 기업의 일별 주식 가격에 대한 상관계수를 바탕으로 주식 시장의 (눈에 보이지 않는) 계층적 구조를 밝혀낸 바가 있다. 또한, Naylor et al. (2007) 는 최소신장트리를 통해 외환 시

장의 동적인 구조를 분석하였다. 따라서 본 연구에서는 전체 경제에서의 업무 유형을 도출하고, 각 업무 유형들의 자동화 수준을 정량적으로 측정하기 위해 네트워크 이론과 최소신장트리를 활용하고자 한다.

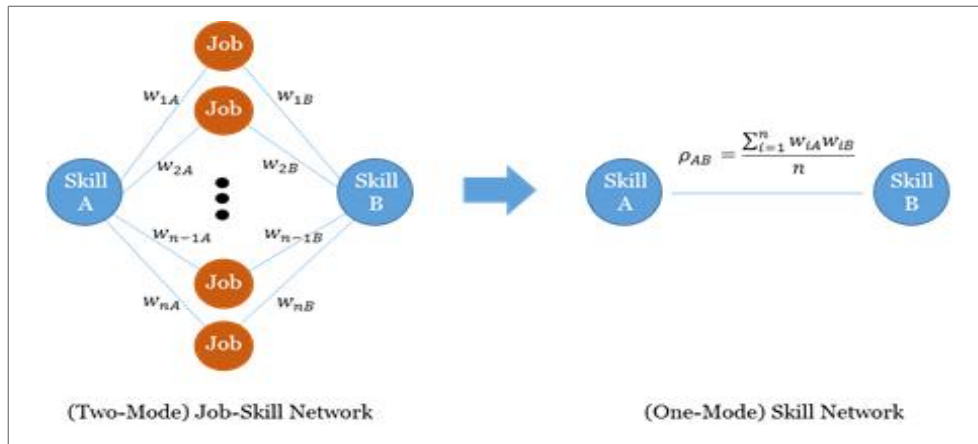
2-모드 네트워크는 두 종류의 서로 다른 클래스의 노드 (node)들로 구성되며, 서로 다른 클래스의 노드끼리만 연결되어 있는 형태의 네트워크 구조를 지칭한다. 특히, 2-모드 네트워크는 본 연구에서 이용되는 개념적 프레임워크와 데이터의 구조에 완벽하게 부합하기 때문에 본 연구에서는 2-모드 네트워크 구조를 이용하여 직업과 스킬들 간의 관계를 구성하고자 하였다. 먼저, 직업과 스킬을 두 종류의 다른 클래스로 분류하였고, 이렇게 정의된 2-모드 네트워크를 “직업-스킬 네트워크”로 정의하였다. 각 직업과 스킬들은 서로 연결되며 해당 엣지 (edge)의 가중치는 해당 직업에 요구되는 스킬의 중요성 척도를 나타낸다.

2-모드 네트워크를 분석하기 위한 대표적인 방법은 하나의 노드 클래스를 지닌 1-모드 네트워크로 투사하는 것이다. 이러한 방법은 전통적인 네트워크 이론에서 많이 다뤄지지 않은 2-모드 네트워크를 핵심적인 특성을 유지하면서, 1-모드 네트워크로 변환하여 기존에 정의된 다양한 방법론들을 활용할 수 있게 한다. 또한, 연구 대상이 되는 하나의 노드 클래스에 관해서만 집중하여 분석할 수 있도록 돕는다 (Borgatti 2009; Borgatti and Everett 1997; Latapy et al. 2008). 본 연구에서는 직업-스킬 네트워크를 스킬 노드에 대해서 투사하여 1-모드 네트워크를 구성하였고, 이를 “스킬 네트워크”로 정의하였다. 투사 과정은 [그림 2]에 설명되어 있는데, 투사하는 과정에서 스킬들 사이의 엣지를 정의하기 위해, 두 스킬들 간의 상관관계를 모든 직업에 걸쳐 두 스킬의 가중치 (중요도)의 곱의 평균으로 정의하였다. 구체적으로, 스킬 A와 B에 대해 w_{iA} 와 w_{iB} 를 각각 스킬 A와 B의 직업 i에 대한 중요도라고 정의할 때, 스킬 상

관관계 ρ_{AB} 은 $\frac{\sum_{i=1}^n w_{iA}w_{iB}}{n}$ 로 정의할 수 있다. 이렇게 정의된 스킬 상관관계는 -1에서 1 사이의 범위를 지니며, 사전에 각 스킬들의 중요도를 평균 0과 표준편차 1로 표준화하였기 때문에 피어슨 상관관계 (Pearson correlation) 정의와 일치한다. 따라서 두 스킬들이 양의 스킬 상관관계를 가진다면, 이 둘은 여러 직업에 걸쳐 밀접하게 관련이 있음을 뜻하며, 반대로 음의 값을 가진 경우 같은 직업에 대해 반대로 요구되는 경우가 많다는 것을 의미한다. 2-모드 네트워크와 위와 같은 과정으로 투사된

1-모드 네트워크는 [그림 3] 과 [그림 4] 와 같다.

[그림 2] 2-모드 네트워크에서 1-모드 네트워크로의 투사

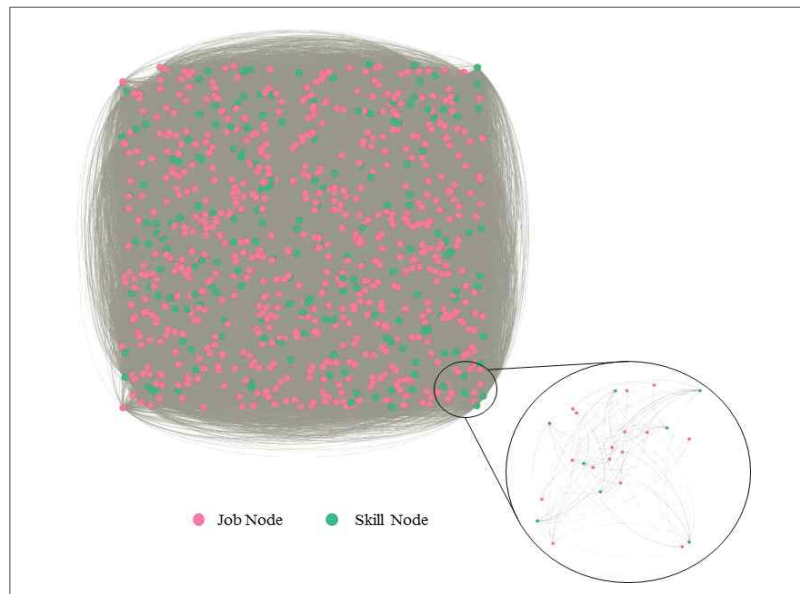


앞서 정의된 1-모드 네트워크인 스킬 네트워크는 모든 노드들끼리 서로 연결된 완전 그래프이기 때문에 분석에 어려움이 따른다. 따라서 최소신장트리를 구성하여 중요하지 않은 연결 관계는 제외하고 중요한 연결 관계만을 고려하여 스킬 네트워크의 내재된 구조를 복원하고자 하였다. 최소신장트리를 구성하기 위해, 우선 스킬 상관관계 지표의 역수를 취하여 거리 개념으로 변환하였다. 구체적으로, 스킬 A 와 B 에 대해 거리 d_{AB} 는 $\frac{1}{\rho_{AB} + |\min(\rho_{ij})| + \epsilon}$ 로 정의하였다. $\min(\rho_{ij})$ 는 모든 스킬 쌍에서의 스킬 상관관계의 최솟값을 의미하며, 거리 지표가 음의 값을 가질 수 없도록 하며, 분모가 0 이 되는 경우를 방지하기 위해 매우 작은 숫자인 ϵ 을 분모에 더해 주었다. 이러한 방식으로 스킬 사이의 거리를 정의함으로써, 높은 스킬 상관관계를 지닐수록 서로 가까이 위치하도록 네트워크를 재정의 하였다. 그 후, Kruskal 알고리즘을 이용하여 1-모드 네트워크인 스킬 네트워크의 최소신장트리를 도출하였다.

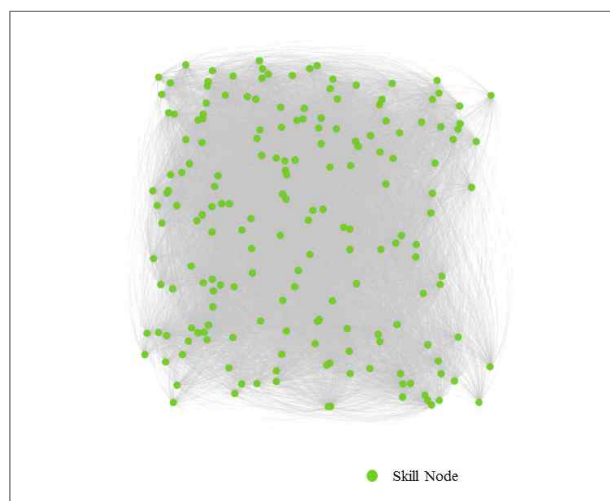
앞에서 논의한 개념적 프레임워크에 따르면, 업무 유형은 서로 관련성이 높은 스킬들 간의 군집으로 정의될 수 있었다. 앞서 구성한 스킬 네트워크에서 업무 유형을 도출하기 위해 Blondel et al. (2008) 에 의해 개발된 비모수 군집분석 알고리즘인 Louvain 알고리즘을 적용하였다. Louvain 알고리즘은 다양한 종류의 네트워크에서 커

뮤니티 혹은 군집을 구분해 내기 위해 활용되어 왔다. 예를 들어, Greene et al. (2010)은 400만 노드와 1억 링크를 지닌 네트워크에서 군집들을 추적하기 위한 방법으로 Louvain 알고리즘을 사용하였다.

[그림 3] 2-모드 네트워크 (직업-스킬 네트워크)



[그림 4] 1-모드 네트워크 (스킬 네트워크)



3. 자동화 수준 척도 개발

O*NET 은 개별 직업에 대해 자동화 수준과 교육 요구 수준에 대해 전문가와 현업 종사자들에 의해 평가하여 제공하고 있다. 이 데이터를 바탕으로 본 연구에서는 스킬과 그들의 군집인 업무 유형들의 자동화 수준과 교육 요구 수준을 정량적으로 측정하고자 한다 (즉, 직업 자동화 수준에 대한 정보를 통해 역으로 업무 자동화 수준을 도출한다). 직업 자동화 수준은 해당 직업이 얼마나 자동화 되었는지를 나타내는데, 1점 (“자동화 되지 않음”) 에서 5점 (“완전 자동화”) 까지의 범위를 지닌다. 각 직업별 교육 요구 수준의 경우는 1점 (“고등학교 학위 미만”) 에서 12점 (“박사후 연구 과정”) 까지의 범위로 측정되었다.

본 연구에서는, 각 스킬들의 자동화 수준을 직업 자동화 정도와 해당 스킬 간의 상관관계로 정의하였다. 이러한 척도는 해당 스킬이 직업 자동화와 얼마나 관련이 있는지를 나타내 주는데, 모든 직업에 걸쳐 해당 스킬이 요구되는 정도와 직업의 자동화 수준이 비례한 경우 해당 스킬은 자동화가 많이 되었다고 간주할 수 있다. 관련성 높은 스킬들 간의 군집인 업무 유형의 경우, 해당 업무 군집에 속한 스킬들의 평균값으로 자동화 수준을 측정하였다. 자동화 수준 척도가 양의 값을 갖는 경우, 해당 업무 유형은 자동화가 많이 진행되었다고 해석할 수 있으며, 반대로 음의 값을 갖는 경우 자동화하기 어려운 업무 유형으로 볼 수 있다. 이와 유사한 방법으로, 각각의 업무 유형을 수행하는데 요구되는 교육 수준도 정량적으로 측정하였다.

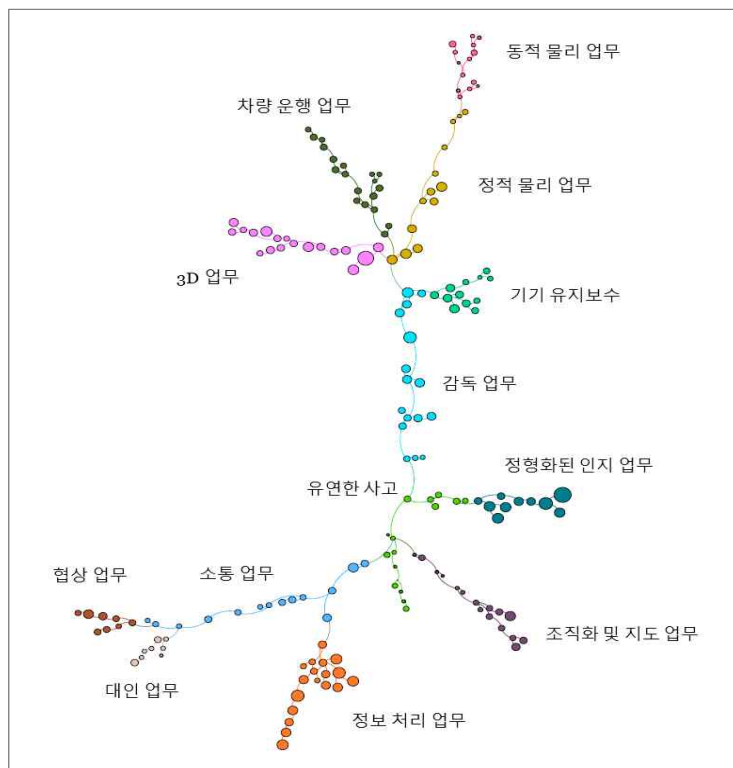
IV 연구 결과

1. 업무 유형 도출

2006년과 2015년간의 결과를 일관되게 비교 분석하기 위하여 2015년 데이터를 기반으로 한 군집분석을 바탕으로 결과를 논의하고자 한다. [그림 5] 는 관련된 스킬들의 군집인 업무 유형으로 그룹 지어진 스킬 네트워크의 최소신장트리를 보여준다. 비모수 군집분석 알고리즘을 이용하여 13개의 업무 유형을 도출하였고, 그들의 스킬 구성을 바탕으로 적절하게 이름을 부여하였다 (표 2 참고).

트리 구조에서 연관된 스킬과 클러스터들은 서로 같은 부모 노드 (parent node)를 공유하는 형제 노드 (sibling node)가 되는 경향이 있다. 따라서 최소신장트리는 구조 상에서의 위상을 통해 업무 유형들 간의 관계를 추론하는 것을 가능하게 한다. 예를 들어, [그림 5] 에서 동적 물리 업무는 정보 처리 보다는 정적 물리 업무와 더 관련성이 높다고 볼 수 있다. 또한, 소통 업무, 협상 업무, 대인 업무들은 서로 밀접하게 연관되어 있다. 이러한 네트워크 구조를 비춰보면, 스킬 네트워크는 크게 지식노동과 육체노동 업무로 구분할 수 있다. 육체노동 업무는 동적 물리 업무, 정적 물리 업무, 3D 업무 (Dirty, Dangerous and Demanding), 차량 운행 업무, 기기 유지보수 업무로 구성된다. 지식노동 업무는 감독 업무, 정형화된 인지 업무, 유연한 사고, 조직화 및 지도 업무, 정보 처리 업무, 소통 업무, 협상 업무, 대인 업무로 구성된다. 특히, 본 연구에서는 유연한 사고와 협상 업무와 같이 기존 연구에서 크게 주목하지 않은 새로운 업무 유형을 도출하였다는 데 의의가 있다.

[그림 5] 최소신장트리 (스킬 네트워크)



2. 시간에 따른 자동화의 변화 분석

[표 2] 는 각 업무 유형에 대해 2006년과 2015년의 자동화 수준을 측정한 결과를 보여준다. 자동화 수준이 양의 값을 갖는 경우, 해당 업무 유형은 자동화가 많이 진행되었다고 해석할 수 있으며, 반대로 음의 값을 갖는 경우 자동화하기 어려운 업무 유형으로 볼 수 있다. 분석 결과에 따르면, 2015년에 가장 자동화가 많이 된 업무 유형은 정형화된 인지 작업과 정보 처리 업무이며, 유연한 사고와 동적 물리 작업이 가장 자동화가 되지 않은 업무 유형이었다. 하지만 주목할 만한 것은 2006년과 2015년 사이에 자동화 수준이 크게 달라졌다는 것이다.

지난 10년 간 자동화의 진화를 탐구하기 위해, 2015년과 2006년의 자동화 수준을 비교 분석하였다. 1970년대와 80년대에는 공장들의 자동화가 빠르게 진행되며 육체노동 업무들이 주로 자동화되었던 것에 반해, 본 연구의 결과는 지식노동 업무들이 21세기에 빠르게 자동화 되고 있다는 것을 실증적으로 보여주고 있다. 흥미로운 점은 2006년에 자동화와 거의 연관이 없던 정보처리 업무가 2015년에는 자동화가 많이 진행되었다는 것이다. 또한, 협상 업무와 소통 업무는 2006년에 가장 자동화 되지 않은 업무였는데 반해, 비록 2015년에도 여전히 자동화가 많이 된 것은 아니지만 지난 10년 사이의 자동화 정도의 증가 폭이 가장 큰 것으로 나타났다. 본 연구는 21세기의 빠른 기술 진보와 그로 인한 업무 자동화의 진화를 극명하게 보여주고 있다 (Brynjolfsson and McAfee 2014). 특히 주목할 만한 점은 자동화 수준이 크게 증가한 대부분의 지식노동 업무들과는 달리 유연한 사고 업무는 자동화 수준이 지난 10년 사이 크게 변하지 않았으며, 2015년에도 여전히 가장 자동화하기 어려운 업무 중 하나였다.

반면, 모든 육체노동 업무들은 2006년과 2015년 사이에 덜 자동화된 것으로 나타났다. 이러한 결과는 기술 진보의 후퇴라기보다는, 직업 및 업무 성격의 변화에 기인한 것으로 판단된다. 업무의 성격은 자동화된 환경 속에서 함께 변화하기 때문에, 일부 업무들은 아직 정보기술에 의해 자동화 되지 않은 특정 업무를 더 수행할 것을 요구할 것이다. 이런 경우, 해당 업무의 자동화 수준은 낮아질 것이다. 이러한 관점에서, 육체노동 업무들의 자동화 수준이 감소한 것은 육체노동자들이 점점 더 자동화 되지 않은 업무를 수행하게 되었다는 것을 의미하며, 이는 최근 비숙련 노동자에 대한 수요가 빠르게 증가하는 직업 양극화 현상과 부합하는 결과라고 볼 수 있다 (Van

Reenen 2011). 특히, Beaudry et al. (2016) 와 Acemoglu and Autor (2011) 는 임금 분포의 가장 낮은 곳에 위치한 직업군들의 수요가 2000년 이후 크게 증가하는 것을 실증적으로 보여주었다 (그림 7 참고).

<표 2> 업무 유형에 따른 자동화 수준 측정

업무 유형	대표적인 스킬	2006 자동화 수준	2015 자동화 수준
정형화된 인지 업무 (Routine Cognitive Task)	· 같은 작업의 반복 · 정보 분류 · 숫자 계산	10.59	16.42
정보 처리 업무 (Information Processing)	· 데이터 및 정보 분석 · 정보 처리 · 컴퓨터 활용	0.95	8.57
3D 업무 (Dirty, Dangerous and Demeaning)	· 안전장비 착용 · 위험 기기에 노출 · 기계 작업 규칙 준수	7.45	6.41
감독 업무 (Supervision)	· 작업 모니터링 · 청각적 주의력 · 높은 의사결정 빈도	-0.23	4.50
정적 물리 업무 (Static Physical Task)	· 정적인 힘, 내구력 · 기계와 프로세스 컨트롤 · 사물 및 도구를 다루고 조정하기 위한 수작업	10.86	0.68
기기 유지보수 (Equipment Maintenance)	· 기기 유지보수 · 전자기기 유지보수 · 문제해결	6.64	-0.73
협상 업무 (Negotiation)	· 협상 · 높은 갈등 상황 빈도 · 타인과의 갈등 사항 해결 및 협상	-13.10	-1.24
소통 업무 (Communication)	· 사회적 기민함 · 음성 인식 · 대화 이해력	-14.17	-2.99
차량 운행 업무 (Vehicle Operation)	· 차량 및 기기 운행 · 공간 지각력 · 청각 지각력	-3.36	-5.23
조직화 및 지도 업무 (Coordination and Guidance)	· 타인의 일과 활동 조율 및 조직화 · 팀 구성 및 팀 능력 개발 · 부하직원 동기부여 및 지도	-13.49	-7.01
대인 업무 (Interpersonal Task)	· 대중과의 직접적인 대면 · 외부 고객을 다루는 능력 · 다른 사람과의 연락	-17.22	-10.91
유연한 사고 (Flexible Thinking)	· 창의적인 사고 · 목표 및 전략 수립 · 높은 의사결정 자유도	-14.96	-12.00
동적 물리 업무 (Dynamic Physical Task)	· 동적 힘, 내구력 · 동적 유연성 · 전신 균형 능력	-7.46	-14.60

3. 자동화와 교육 수준 간의 관계 분석

교육 수준은 스킬과 지식수준을 대변하는 변수로서 기술진보의 영향을 이해하는 중요한 요인이다. 따라서 21세기의 자동화와 기술진보, 교육 간의 관계를 이해하기 위해서, [그림 6] 에서 각 업무 유형에 따른 자동화 수준과 교육 요구 수준 간의 관계를 그래프로 나타내었다. Panel A 와 B 는 각각 2006년과 2015년의 자동화 수준 (y축) 와 교육 수준 (x축) 간의 관계를 보여준다. 그래프를 보면, 지식노동 업무가 오른쪽에 위치해 있으며, 이는 상대적으로 높은 교육 수준을 요구한다는 것을 의미한다. Panel C 는 2006년과 2015년 사이의 자동화 수준의 변화량에 대한 그래프를 보여준다.

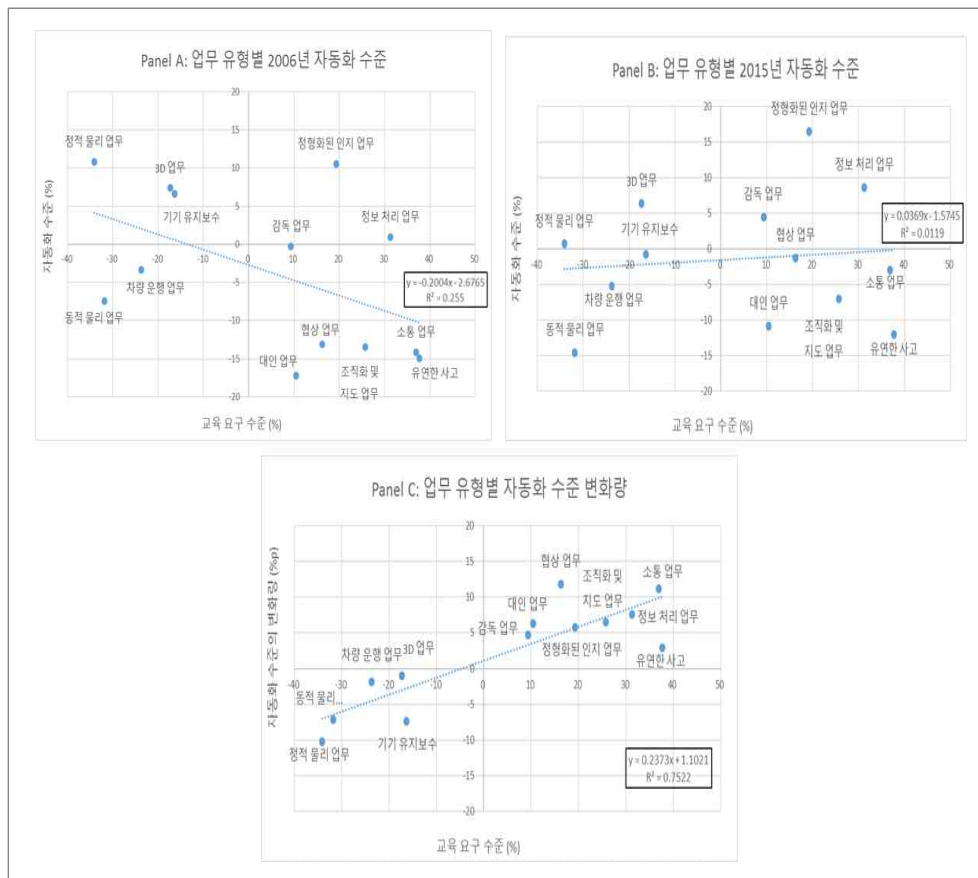
Panel A 에서 볼 수 있듯이, 2006년에는 숙련 편향적 기술 진보 이론에서 일반적으로 주장되는 직업 양극화의 양상을 확인할 수 있다. 예를 들어, Michaels et al. (2014) 은 정보기술은 규칙 기반의 정형화된 업무를 대체함으로써 중간 계층의 수요를 줄이는데 기여했다고 주장하였다. Panel A 에서 그래프의 위쪽에 위치한 업무들은 중간 계층이 전통적으로 수행하고 자동화에 가장 취약하다고 여겨지는 정형화된 인지 작업 (예를 들어, 사무원)과 정적 물리 업무 (예를 들어, 공장 생산직)를 포함하고 있다. 또한, 낮은 교육 수준을 요구하는 동적 물리 업무 (예를 들어, 경비원) 와 차량 운행 업무는 기존 문헌에서처럼 자동화에 상대적으로 보완적이었다 (Acemoglu and Autor 2011). 전체적으로는 자동화 수준과 교육 수준 간에는 음의 상관관계가 있는 것을 확인할 수 있다 (R-square 25.5 %).

하지만, Panel B 는 2006년과는 완전히 다른 2015년의 자동화와 교육 수준 간의 관계의 양상을 보여준다. 2006년에 보이던 자동화 수준과 교육 수준 간의 음의 상관관계는 2015년에는 사라진 것으로 보인다 (R-square 1.2 %). 이것은 기존 연구들의 예측과는 다른 새로운 결과라고는 점에서 흥미롭다고 할 수 있다. 예를 들어 Frey and Osborne (2013) 는 직업이 자동화 될 확률과 교육 요구 수준 간에 강한 음의 상관관계가 있다고 주장하였다.

앞선 분석 결과를 보충하고 지난 10년간의 기술 진보의 방향성을 분석하기 위해, Panel C 에서는 자동화 수준의 절대값 대신 2006년과 2015년 사이의 자동화 수준의 변화량을 그래프로 나타내었다. 흥미롭게도, 자동화 수준의 변화량과 교육 수준 간에 강한 양의 상관관계가 존재하였다 (R-square 75.2 %). Panel C 에서 지식노동 업무들

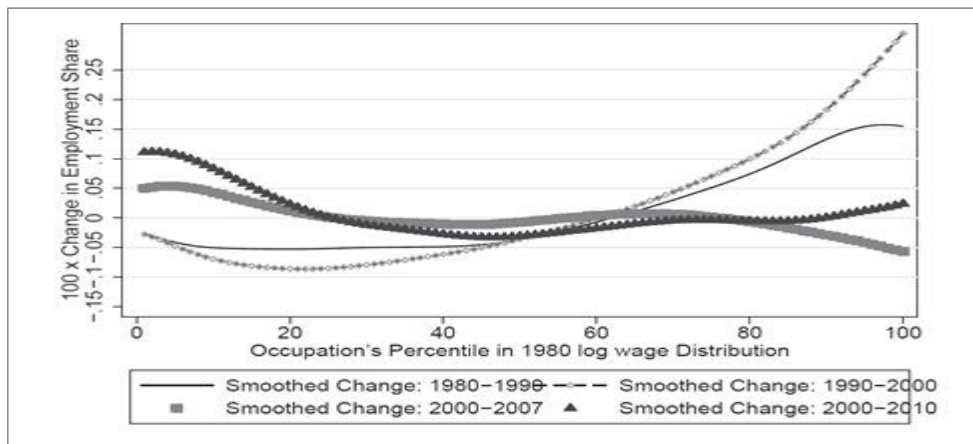
은 1사분면에 위치해 있는데, 이것은 앞서 살펴본 것처럼 지식노동 업무들이 지난 10년 간 빠르게 자동화가 진행되고 있다는 것을 의미한다 (그림에도 불구하고, Panel B에서 보면 2015년에 이들의 자동화 수준은 여전히 높지는 않다). 이러한 지식노동 업무가 상대적으로 높은 교육 수준을 요구한다는 것을 감안하면, 본 연구 결과는 21세기 들어 저숙련 업무 보다는 고숙련 업무들이 주로 자동화 되고 있다는 것을 시사한다. 이러한 분석 결과에 따르면, Ford (2015) 가 그의 저서 <로봇의 부상 The Rise of Robots>에서 주장한 것처럼 “기술과 교육 간의 경주가 결승점을 향해 다다르고 있다”는 것처럼 보인다.

[그림 6] 자동화와 교육 수준 간의 관계



Beaudry et al. (2016) 는 1980-1990, 1990-2000, 2000-2007, 2000-2010 각 기간의 고용의 변화에 대한 그래프를 제시하였다 (그림 7 참고). 1980년대에는 기술 진보의 영향이 음의 선형 관계인데 반해, 1990년대 이후 관계가 더 복잡해지고 있다. 임금 분포의 상위 계층은 꾸준히 임금과 고용이 증가하는데 반해, 중간 계층의 임금과 고용은 1990년 대 이후 꾸준히 감소하고 있다. 특히 이러한 중산층의 붕괴는 미국을 포함하여 대부분의 OECD 국가에서 관찰되고 있다 (Autor et al. 2009; Goos and Manning 2007; Van Reenen 2011). 반면, 현재의 정보기술이 불확실성에 대한 대처 및 세밀한 신체 조작 등과 같은 작업에 아직은 능숙하지 않기 때문에 저숙련 노동자에 대한 수요는 상대적으로 크게 변하지 않았다는 것이 눈여겨볼만하다.

[그림 7] 연도별 임금 수준에 따른 고용 성장률의 변화



자료: Beaudry et al. (2016)

하지만, 본 연구 결과는 21세기에 들어와서 기술진보의 속성이 빠르게 변화하고 있다는 것을 자동화 수준의 변화를 통해 실증적으로 보여주었다. 기존 문헌에서는 1990년대와 2000년대 초반에 두드러지는 직업 양극화, 즉 기술 변화와 교육 및 숙련도 간의 역의 U 자 관계가 성립한다는 것에 연구자들의 합의가 이루어져왔다 (Autor et al. 2009; Goos and Manning 2007; Van Reenen 2011). 하지만, Beaudry et al. (2016) 은 21세기에 인지 업무에 대한 수요의 대반전이 있었다고 주장하며, 고숙련 노동자들이 직업의 사다리에서 아래로 내려오고 있으며, 2000년 이후 저숙련 노동자에 의해 고숙련 노동자들이 대체되고 있다는 것을 실증적으로 보여주었다. 본 연구 결과는 업무의 자

동화 수준을 정량적으로 측정하고 시간에 따른 변화를 비교 분석함으로써 Beaudry et al. 의 연구 결과를 뒷받침한다. 결과를 종합해보면, 지식노동 업무들과 고속런 노동자에 대한 최근의 수요 감소는 21세기의 첨단 정보기술에 의한 업무 자동화에 기인한 것이라 추론해볼 수 있다.

본 연구 결과가 중요한 의미를 지니는 점은 기존에 상대적으로 안정적인 고용과 높은 임금을 받는 고속런 노동자들이 첨단 정보기술 시대에서는 더 이상 자동화의 안전지대에 있지 않음을 시사한다는 것이다. 기존 문헌에서는 주로 비정형 업무와 정형 업무 (e.g., Acemoglu and Autor 2011), 비생산 계층과 생산 계층 (e.g., Machin and Van Reenen 1998), 고학력 노동자와 저학력 노동자 (e.g., Michaels et al. 2014) 간의 고용 및 임금 격차에 대해 주로 연구를 하였다. 반면에, 본 연구는 슈퍼스타 경제 (Rosen 1981; Brynjolfsson and McAfee 2014)의 새로운 측면을 조명하였는데, 첨단 정보기술은 고속런 업무 또한 빠르게 자동화함으로써 고속런 노동자 내에서의 격차도 심화시킬 수 있다는 것을 암시한다 (Park and Lee 2016).

V 연구 시사점 및 결론

1. 기술 진보, 경제 위기 그리고 자동화

21세기의 고속런 업무의 자동화에는 크게 두 가지 요인이 작용할 것이라 추측할 수 있다. 첫 번째로는, 빠른 정보기술의 진보를 이유로 들 수 있다. MIT 의 연구팀 Brynjolfsson and McAfee (2014) 은 그들의 저서 <기계와의 전쟁 Race Against Machine>과 <제2의 기계시대 The Second Machine Age>에서 정보기술의 기하급수적 성장을 강조하였다. 기하급수적인 성장의 특징은 초기에는 그 성장세가 미비하다가, 후반부에 급격하게 증가한다는 것이다. 이러한 기하급수적 성장의 후반기인 (그들이 제2의 기계시대라고 정의한) 21세기에 기술 혁신으로 야기되는 노동 시장의 파괴 현상은 이미 전 세계 학자 및 정책 입안자들의 큰 주목을 받고 있다. 특히, 최근의 빅데이터, 인공지능 및 머신러닝 기술의 발전은 업무 자동화의 진화에 큰 영향을 미치고 있다. 기계와 인간의 경쟁은 정보 처리 업무 자동화의 가장 대표적인 예인데, TV 쿼

즈쇼 Jeopardy! 에서의 IBM 왓슨 (Watson) 의 승리와 바둑 대결에서의 구글 알파고 (AlphaGo) 의 승리는 정보기술이 어떻게 패턴을 인식하고 정보 처리를 빠르게 자동화 할 수 있는지를 극명하게 보여준다 (Yu 2016). 위의 분석 결과에서 소통 기술이 지난 10년 간 가장 빠르게 자동화 되었던 것에서 볼 수 있듯이, 애플 시리 (Siri) 는 음성 인식기술을 통해 디지털 개인 비서 역할을 수행한다. 또한, 애플은 이러한 시리의 성능을 향상시키기 위해 최근 인공지능 업체를 인수하기도 하였다 (Priestley 2015). Frey and Osborne (2013) 는 협상과 소통 업무를 주로 수행하는 텔레마케터와 같은 판매 직업군이 머지않은 미래에 가장 자동화에 취약할 것이라 예측하였다.

두 번째 원인으로는 21세기 세계 경제와 경영 환경에 큰 영향을 미친 글로벌 경제 위기를 들 수 있다. 최근 미국을 중심으로 선진국에서 부각되고 있는 고용 없는 성장의 원인으로 기술 진보에 대한 우려가 끊임없이 제기되고 있다 (Jaimovich and Siu 2012). MIT 경영대학의 Erik Brynjolfsson 교수는 “마치 기업들이 불황 이전에는 충분히 투자하지 못했던 노동력 절감에 대한 억눌린 잠재력이 있는 것처럼 보인다” 고 주장했다 (Aeppel 2012). 경제 불황은 기업의 노동력 절감에 대한 투자의 촉매제로 작용하여 기업들은 불황기 동안 집중적인 정보기술 투자를 통해 업무를 자동화하며 노동력을 절감하며, 궁극적으로 경제가 회복된 후에도 노동력에 대한 수요가 늘지 않고 오히려 더욱 줄어들고 있는 것으로 보인다.

2. 정책적 시사점 도출

저명한 기업인, 경제학자, 정치인 등이 모여 세계 경제의 중요한 현안을 토론하고 연구하는 세계경제포럼의 회장인 Schwab (2016) 은 최근의 정보기술에 의한 전 방위적인 사회, 경제적 변화를 “4차 산업혁명”으로 정의하였다. 역사적으로 증기 기관차 (1차 산업혁명), 전기 (2차 산업혁명), 컴퓨터 및 인터넷 (3차 산업혁명)에 의한 생산 시스템의 혁신 사례에서도 볼 수 있듯이, 과거에도 기술 진보로 인한 직업 구조, 고용 및 임금 변화에 대한 논쟁은 끊임없이 있어왔다. 하지만, 최근의 정보기술이 특히 더 주목받는 것은 우리 사회가 따라잡기 어려운 속도로 정보기술이 급격히 발전하고 있어 그 파장이 더욱 클 것으로 예상되기 때문이다. 기술 발전을 선도하는 조직과 개인에게는 엄청난 기회와 부를 가져다주지만, 이러한 변화에 뒤쳐진 더 많은 조직 및 개인은 점점 기회를 잃고 낙오할 것이며, 그들 간의 격차는 더욱 심화될 것이다. 그렇다

면, 4차 산업혁명을 맞이하는 우리 사회가 빠르게 발전하는 정보기술에 대응하기 위해서는 무엇을 준비해야 하는가? 본 연구의 결과를 토대로 두 가지의 정책적 시사점을 제시하고자 한다.

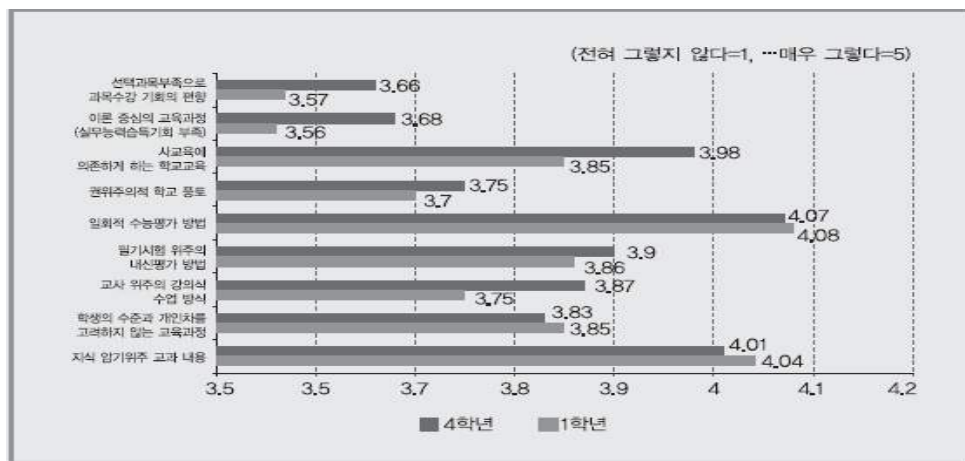
1776년 출판된 <국부론 Wealth of Nations>에서 Adam Smith 는 불평등한 임금 구조의 원인으로 인적 자본을 지목하였고, 현대 과학자들은 이러한 생각을 계승하고 있다. 이러한 면에서 숙련 편향적 기술 진보는 “교육과 기술의 경쟁”으로 일컬어진다 (Brynjolfsson and McAfee 2011; Goldin and Katz 2008). Murphy and Topel (2016)는 최근 불평등의 증가가 인적 자본의 투자가 스킬에 대한 수요의 증가의 속도를 따라가지 못하기 때문에 생기는 현상이라는 것을 이론적 모델을 통해 주장하였다. 따라서 4차 산업 혁명에 대비하는 가장 근본적인 해법은 교육 제도 및 직업 교육에의 투자라고 할 수 있다.

사실 기존의 많은 학자들이 숙련 편향적 기술 진보에 대응하기 위해 교육의 중요성을 강조하여 왔다. 하지만 기존 연구에서는 구체적으로 어떠한 교육에 투자를 해야 하는지에 대해서는 명확한 답을 주지 못한다는 한계가 있다. 과연 고등 교육을 확대하는 것만이 해법이 될 수 있을까? OECD 국가들 중 대학 입학률이 최고 수준인 우리나라의 실정을 비춰본다면, 이는 적합한 해법이 될 수 없을 것이다. 본 연구는 단순히 자동화 수준의 변화를 추적하는 것을 넘어, 업무 유형을 구분하고 각 업무 유형에 따른 자동화 정도를 세분화함으로써 보다 구체적으로 교육 제도 개선에 대한 방향을 제시하고 있다. 위의 분석 결과에서 보면 최근의 정보기술은 지식노동 업무들을 빠르게 자동화하고 있다는 것을 볼 수 있지만, 한 가지 예외는 바로 유연한 사고 업무였다. 즉, 4차 산업혁명에서 정보기술이 대체할 수 없는, 즉 인간의 영역으로 굳건히 남아있을 영역은 바로 유연한 사고라는 것을 극명히 보여주고 있다.

그렇다면 현재 우리 교육제도의 현실은 어떨까? 많은 연구들이 우리나라의 교육 제도에서의 창의성 교육의 한계점에 대해 지적하였다. 특히, 최상덕 외 (2011)에서 대학생들을 대상으로 실시한 설문조사에 따르면, 암기위주 교과 내용, 일회적 수능평가 방법, 필기시험 위주의 내신평가 방법 등을 창의성 교육 저해요인으로 꼽았다 (그림 8 참고). 일례로 2018년부터 소프트웨어 교육을 의무화하기로 결정하였는데, 우리 사회가 소프트웨어 교육을 통해 학생들에게 교육해야 할 것은 과연 무엇인가? 프로그래밍 테크닉이나 소프트웨어 개발능력일까? 본 연구는 그렇지 않다고 제안한다. 위의

결과에서 알 수 있듯이 정보처리 및 컴퓨터 업무는 이미 자동화가 많이 진행되어 왔다. 따라서 소프트웨어 교육의 핵심은 바로 소프트웨어적 사고, 디자인적 사고, 유연하고 창의적인 사고를 함양하는 것이 목표가 되어야 할 것이다.

[그림 8] 창의성 교육 저해 요인



자료: 최상덕 외 (2011)

또한, [그림 6] 에서 볼 수 있듯이 2006년과 2015년의 업무 자동화 수준이 매우 달라졌으며, 이는 업무의 속성 및 기술 진보에 따른 자동화 정도가 매우 빠르게 진화하고 있다는 것을 암시한다. 따라서 평생직장의 개념은 앞으로 지금보다도 더 희미해질 것이라 예상된다. 하지만 문제는 이렇게 빠르게 변화하는 기술의 방향성과 그로 인한 사회 구조적인 변화의 흐름을 객관적으로 예측한다는 것은 사실상 불가능에 가깝다고 볼 수 있다. MIT 의 연구팀 McAfee and Brynjolfsson (2016) 은 유연한 경제 시스템이 빠른 기술 진보로 인한 불확실성에 대비할 수 있는 대안이 될 수 있다고 주장한다. 따라서 정규교육 제도 뿐 아니라, 직업의 변화에 노동자와 기업들이 유연하게 대응할 수 있도록 지원하는 직업 교육 제도를 강화해야 한다.

두 번째로는, 직업 및 업무의 자동화 수준을 지속적으로 측정하고 평가할 수 있는 체계를 구축하는 것이 필요하다. “측정할 수 없는 것은 관리할 수 없다.” 이는 경영학에서 오랫동안 회자 되어온 격언으로, 자동화를 정량적으로 측정하는 것이 4차 산업혁명 시대에서 얼마나 중요한지를 말해준다. 본 연구는 체계적인 데이터를 이용하여 처음으로 업무의 자동화 정도를 정량적으로 측정하는 방법론을 개발하였다는데 의의

가 있지만, 본 연구 결과를 현재 한국의 상황에 그대로 적용하는 것에는 주의가 필요하다. 그 이유는 본 연구는 미국 노동부의 지원으로 개발된 직업정보 데이터베이스(O*NET)의 데이터를 기반으로 분석된 결과이며, 한국의 노동 시장 상황은 미국과는 다를 수 있기 때문이다. 안타깝게도, 본 방법론을 적용할만한 한국의 데이터는 존재하지 않는 실정이다. 따라서 지속적으로 업무 자동화 수준을 측정하고 평가하기 위해서는, 객관적인 지표를 바탕으로 합리적인 정책을 수립하기 위해서는 반드시 한국형 직업정보 데이터베이스 구축이 필요하다. 본 연구에서 제시한 분석 방법론을 적용하기 위해, 한국형 직업정보 데이터베이스가 갖추어야 할 조건에 대해 다음과 같이 제시하고자 한다.

(1) 데이터 구조

O*NET에서 제공하는 자료와 마찬가지로 4가지 종류의 기초 데이터(직업분류 코드, 직업별 스킬 요구사항, 직업별 자동화 수준, 직업별 교육 요구 수준)가 필요하며, 각 데이터 간의 관계는 [그림 9]과 같다.

(2) 업데이트 주기

본 연구 결과는 업무의 속성 및 자동화 수준이 시간에 따라 지속적으로 진화한다는 것을 강조하였다. 따라서 훈련된 직업 분석가와 현직 전문가들에 의해 주기적으로 자료를 업데이트하여 자동화 수준을 주기적으로 추적하는 것이 필요하다.

[그림 9] 직업정보 데이터 구조

직업분류 코드	직업별 스킬 요구사항				직업별 자동화 수준	직업별 교육 요구수준
	직업 코드	스킬 코드			자동화 정도	교육 수준
		Skill A	Skill B			
	Job A					
	Job B					
		

3. 결론

2004년에 저명한 경제학자 Levy and Murnane (2004) 이 그들의 저서 <노동의 분업 New Division of Labor>에서 제시한대로 컴퓨터에 침해 받지 않을 인간의 영역이라고 굳게 믿어져 왔던 자동차 주행 업무는 불과 4년 만에 구글의 무인자동차가 세상에 모습을 드러냄으로써 컴퓨터에 영역을 침범 당하게 되었다. 또한, 인간의 고도의 판단력과 추론능력을 요구하며, 특히 체스와는 달리 직관이 중요하다고 여겨지던 바둑에서 구글의 알파고와의 대결에서 이세돌의 패배는 4차 산업혁명에 대비하는데 있어서 우리 사회에 경종을 울리는 사건이었다. 우리는 현재 급격한 정보기술의 발전을 눈으로 보고 경험하고 있으며, 우리 사회는 4차 산업혁명을 대비하지 않으면 안 되는 시점에 놓이게 되었다.

본 연구는 4차 산업혁명을 대비하는 데 필요한 첫 단추를 끼우고자 노력하였다. 과거 우리는 정보화 및 계량화가 얼마나 큰 영향을 줄 수 있는지를 경험하여 왔다. 노동자의 작업이 정보화 되지 않던 시절에 그들의 생산성을 높이는 일은 감시하고 채찍질하는 일이었다면, 정보시스템의 도입으로 노동자의 작업이 정보화 되어 정량적으로 측정되기 시작한 이후 그들의 생산성을 높이는 일은 관리의 영역으로 넘어왔다. 산업 시대에 공장에서 소비되는 에너지는 마치 공기와도 같아서 늘 필요하지만 눈에 보이지 않아 마치 필수 불가결한 부산물의 하나라고 여겨졌지만, 에너지 정보시스템이 도입되면서 공장 및 조직의 에너지의 흐름이 정보화되고 계량화되면서 에너지는 더 이상 어쩔 수 없는 부산물이 아닌 관리하여 절약할 수 있는 자원이 되었다.

마찬가지로, 현재 우리가 느끼는 자동화에 대해 느끼는 공포는 데이터를 통해 실증적으로 검증되지 않은 사례들과 그것들이 몰고 올 디스토피아적인 미래의 우려에 기인하며, 이러한 것들은 우리 눈에 보이지 않기 때문에 더욱 배가되고 있다. 이러한 점에서, 본 연구는 처음으로 업무의 자동화 수준을 정량적으로 측정하는 방법론을 개발하였다는데 의의가 있으며, 우리는 실제 업무들이 얼마나 자동화 되었으며 지난 10년간 자동화 수준이 어떻게 변해왔는지 확인할 수 있었다. 본 연구에서 제시된 체계적인 방법론은 (직업 데이터베이스 체계가 구축되었다는 가정 하에) 시간에 따른 자동화 정도를 지속적으로 측정하고 추적함으로써, 빠르게 발전하는 정보기술에 발맞춰 대응하고 관리하며, 우리 사회의 미래 전략을 수립하는 기반을 마련할 수 있을 것이라 기대된다. 또한, 이는 향후 연구를 위한 첫걸음으로서 연구자들에게 실증적인 기초

자료를 제공할 수 있을 것이라 기대된다. 특히 우리가 개발한 업무의 자동화 척도는 기술 진보와 자동화가 임금 불평등 및 노동 시장에 미치는 영향에 대한 연구에 폭넓게 응용될 수 있을 것이라 기대된다.

참 고 문 헌

<국내 자료>

- 최상덕, 김진영, 반상진, 이강주, 이수정, 최현영. 2011. “21세기 창의적 인재 양성을 위한 교육의 미래전략 연구,” 한국교육개발원

<해외 자료>

- Acemoglu, D. 1998. “Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality,” *Quarterly Journal of Economics* (113:4), pp. 1055-1089.
- Acemoglu, D., and Autor, D. 2011. “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings,” *Handbook of Labor Economics* (4:PART B), pp. 1043-1171.
- Aeppel, T. 2012. “Man vs. Machine, a Jobless Recovery,” *Wall Street Journal*.
- Autor, D. H., Katz, L. F., and Kearney, M. S. 2009. “The Polarization of the U.S. Labor Market,” *American Economic Review* (96:2), pp. 189-194.
- Autor, D. H., Katz, L. F., and Krueger, A. B. 1998. “Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?,” *Quarterly Journal of Economics* (113:4), pp. 1169-1213.
- Autor, D. H., Levy, F., and Murnane, R. J. 2003. “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *Quarterly Journal of Economics* (118:4), pp. 1279-1333.
- Beaudry, P., Green, D. a., and Sand, B. M. 2016. “The Great Reversal in the Demand for Skill and Cognitive Tasks,” *Journal of Labor Economics* (34:S1), pp. S199-S247.
- Bessen, J. E. 2016. “How Computer Automation Affects Occupations: Technology, Jobs, and Skills,” *SSRN Electronic Journal*.

- Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., and Lefebvre, E. 2008. "Fast Unfolding of Communities in Large Networks," *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment* (2008:10), p. P10008.
- Bonanno, G., Caldarelli, G., Lillo, F., and Mantegna, R. N. 2003. "Topology of Correlation-Based Minimal Spanning Trees in Real and Model Markets," *Physical Review E* (68:4), p. 46130.
- Borgatti, S. P. 2009. "Social Network Analysis, Two-Mode Concepts in," in *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*, New York, NY: Springer New York, pp. 8279-8291.
- Borgatti, S. P., and Everett, M. G. 1997. "Network Analysis of 2-Mode Data," *Social Networks* (19:3), pp. 243-269.
- Bresnahan, T. F., Brynjolfsson, E., and Hitt, L. M. 2002. "Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence," *Quarterly Journal of Economics* (117:1), pp. 339-376.
- Brynjolfsson, E., and McAfee, A. 2011. *Race Against the Machine*, Digital Frontier Press.
- Brynjolfsson, E., and McAfee, A. 2014. *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, New York: W.W. Norton & Company.
- Deming, D. 2015. "The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market," NBER Working Paper No. 21473, Cambridge, MA.
- Dusser, C., Rasigni, M., Palmari, J., Rasigni, G., Llebaria, A., and Marty, F. 1987. "Minimal Spanning Tree Analysis of Biological Structures," *Journal of Theoretical Biology* (125:3), pp. 317-323.
- Elliott, S. W. 2014. "Anticipating a Luddite Revival," *Issues in Science and Technology* (30:3).
- Ford, M. 2015. *Rise of the Robots: Technology and the Threat of a Jobless Future*, New York: Basic Books.
- Frey, C. B., and Osborne, M. A. 2013. "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?," Oxford Martin School Working Paper.

- Goldin, C. D., and Katz, L. F. 2008. *The Race between Education and Technology*, Cambridge: Harvard University Press.
- Goodhue, D. L., Thompson, R. L., and Goodhue, B. D. L. 1995. "Task-Technology Fit and Individual Performance," *MIS Quarterly* (19:2), pp. 213-236.
- Goos, M., and Manning, A. 2007. "Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain," *Review of Economics and Statistics* (89:1), pp. 118-133.
- Greene, D., Doyle, D., and Cunningham, P. 2010. "Tracking the Evolution of Communities in Dynamic Social Networks," in *2010 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, IEEE, August, pp. 176-183.
- Hasan, S., Ferguson, J.-P., and Koning, R. 2015. "The Lives and Deaths of Jobs: Technical Interdependence and Survival in a Job Structure," *Organization Science* (26:6), pp. 1665-1681.
- Jaimovich, N., and Siu, H. 2012. "The Trend Is the Cycle: Job Polarization and Jobless Recoveries," NBER Working Paper No.18334, Cambridge, MA.
- Latapy, M., Magnien, C., and Vecchio, N. Del. 2008. "Basic Notions for the Analysis of Large Two-Mode Networks," *Social Networks* (30:1), pp. 31-48.
- Leopold, T. A., Ratcheva, V., and Zahidi, S. 2016. *The Future of Jobs Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution*, Geneva: World Economic Forum.
- Levy, F., and Murnane, R. J. 2004. *The New Division of Labor: How Computers Are Creating the Next Job Market*, Princeton: Princeton University Press.
- MacCrory, F., Westerman, G., Alhammadi, Y., and Brynjolfsson, E. 2014. "Racing With and Against the Machine: Changes in Occupational Skill Composition in an Era of Rapid Technological Advance," in *ICIS 2014 Proceedings*.
- Machin, S., and Van Reenen, J. 1998. "Technology and Changes in Skill Structure: Evidence from Seven OECD Countries," *Quarterly Journal of Economics* (113:4), pp. 1215-1244.
- Mantegna, R. N. 1999. "Hierarchical Structure in Financial Markets," *European Physical Journal B* (11:1), pp. 193-197.

- McAfee, A., and Brynjolfsson, E. 2016. "Human Work in the Robotic Future: Policy for the Age of Automation," Foreign Affairs.
- Michaels, G., Natraj, A., and Van Reenen, J. 2014. "Has ICT Polarized Skill Demand?: Evidence from Eleven Countries over 25 Years," Review of Economics and Statistics (96:1), pp. 60-77.
- Mizuno, T., Takayasu, H., and Takayasu, M. 2006. "Correlation Networks among Currencies," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications (364), pp. 336-342.
- Murphy, K. M., and Topel, R. H. 2016. "Human Capital Investment, Inequality, and Economic Growth," Journal of Labor Economics (34:S2), pp. S99-S127.
- Naylor, M. J., Rose, L. C., and Moyle, B. J. 2007. "Topology of Foreign Exchange Markets Using Hierarchical Structure Methods," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications (382:1), pp. 199-208.
- Onnela, J.-P., Chakraborti, A., Kaski, K., and Kertész, J. 2002. "Dynamic Asset Trees and Portfolio Analysis," The European Physical Journal B – Condensed Matter (30:3), pp. 285-288.
- Park, J., and Lee, B. 2016. "Wage Inequality in the Digital Economy : Disentangling the Impacts of Information Technology and Communication Technology," KAIST College of Business Working Paper Series No. 2016-012.
- Priestley, T. 2015. "Why Apple's Artificial Intelligence Acquisition Is Much Bigger Than Siri," Forbes.
- Schwab, Klaus. 2016. "The Fourth Industrial Revolution," World Economic Forum.
- Van Reenen, J. 2011. "Wage Inequality, Technology and Trade: 21st Century Evidence," Labour Economics (18:6), pp. 730-741.
- Rosen, S. 1981. "The Economics of Superstars," American Economic Review (71:5), pp. 845-858.
- Tumminello, M., Di Matteo, T., Aste, T., and Mantegna, R. N. 2007. "Correlation Based Networks of Equity Returns Sampled at Different Time Horizons," European Physical Journal B (55:2), pp. 209-217.
- Yu, H. 2016. "What AlphaGo's Win Means for Your Job," Fortune.