

컴퓨터 기술발전이 일자리 양극화에 미치는 효과

이상호*, 권한희**

이 연구는 기술변화가 직업이동과 일자리 분포의 변화에 어떤 영향을 미치는지를 분석하고 있다. 직무기반 접근에 따르면, ICT와 같은 기술 변화가 반복적인 업무를 대체함으로써 중간숙련 일자리를 감소시키고 일자리 양극화를 초래한다. 이러한 가설을 실증하기 위해 KNOW 제작자조사 자료를 이용하여 업무의 유형을 정형·비정형-인지·비정형-육체 업무로 나누는 한편, 자동화로 인한 일자리 대체가능성 정도를 측정하여 지표로 구성하였다. 세분화된 직업 수준(표준직업분류 3자리)에 구성된 척도들은 개인-직업 스펙 수준에서 구축된 한국노동패널조사(KLIPS) 9-22차 자료와 결합하였다. 이를 통해 집계수준의 자료를 이용한 기존 연구와 달리 개인-직업 수준의 미관측 이질성을 고려한 추정결과를 얻을 수 있었다.

우선 고용 및 임금 분포 추이를 살펴본 결과, 중간 숙련(정형업무-고위험군) 일자리 감소가 뚜렷하지 않았다. 이런 결과는 패널고정효과 모형을 이용한 직무 유형 전환 분석에서도 마찬가지였다. 일부 직무 유형(정형 → 비정형-육체)에서 그나마 RBTC이론에 가까운 결과가 도출되었지만, 통계적 유의성 측면에서 강건한 결과가 보기에는 어려웠다. 오히려 일부 분석 결과에서는 숙련상향(비정형-육체 → 정형)을 지지하는 결과가 도출되기도 했다. 컴퓨터에 의한 미래 일자리 대체가능성을 측정한 방법을 적용한 결과는 전반적으로 일관된 흐름을 확인하기 어려웠으며, 통계적 유의성도 대체로 높지 않았다.

주요용어 : 직무기반 접근, 중간 숙련, RBTC, 기술 변화, 일자리 양극화, KLIPS

1. 들어가는 글

기술변화가 노동시장에 미치는 영향은 오랫동안 노동경제학의 주요 연구 주제로 다루어져왔다. 직무기반 접근에 따르면, ICT와 같은 기술발전으로 인해 반복적인 업무를 수행하는 전통적인 중간-숙련 일자리가 컴퓨터와 기계로 대체되면서 감소하게 된다. 반대로 기계로 대체되기 어려운 비정형 업무에 대한 수요가 증가하면서 고숙련 일자리 뿐만 아니라, 돌봄 서비스와 같은 저숙련 일자리도 함께 증가하고 임금이 증가한다(Autor, Levy and Murnane, 2003; Acemoglu and Autor, 2011). ‘숙련편향적 기술변화론’(Skill Biased Technological Changes: 이하 SBTCs)이 80년대 까지 미국노동시장의 고학력화를 설명하는 주된 이론이었다면, 직무기반 접근에 기반한 ‘정형업무편향적 기술변화’(Routine Biased Technological Changes: 이하 RBTCs)는 90년대 이후 ‘일자리 양극화’(Job Polarization)를 설명하는 주된 이론으로 자리잡았다.

* 한국고용정보원 연구위원(cclg007@keis.or.kr),

** 한국기술교육대 석사(khh109@keis.or.kr)

미국 Autor et al(2006, 2008), Autor and Dorn(2013), 유럽 Goos et al.(2009), 네덜란드 사례를 다룬 Dauth(2014), Terzidis and Ortega-Arigo(2021) 등은 RBTC 이론을 바탕으로 고용 및 임금 양극화 경향을 실증한 대표적인 연구들이다. 우리나라에서도 그 동안 적지 않은 연구들이 RBTC 이론에 근거하여 기술변화와 일자리 양극화 간의 관계를 규명하고자 노력해왔다(전병유, 2013; 성재민, 2014; 김남주, 2015; 김세욱 외, 2015; 최영섭, 2017; 황수경, 2019; 조성철, 2019 등). 어떤 연구들은 한국에서도 정형 업무 혹은 중간 숙련의 감소가 진행되면서 고용 양극화 현상이 나타나고 있다고 분석한 반면, 다른 연구들은 이와 반대되는 결과를 도출하기도 했다.

최근 Frey and Osborne(2013)을 비롯한 몇몇 연구들은 직업 혹은 직무 수준의 일자리 대체가능성을 이론에 기반한 간접 척도로 추정하는 것이 아니라, 직접적인 방식으로 측정하여 분석하고 있다(Frey and Osborne, 2013; Arntz et al, 2016; 박가열, 2016; 이시균, 2020; 김수현, 2021 등). 이 연구들에 따르면 향후에는 정형 업무 뿐만 아니라, 비정형 업무 상당수도 자동화로 대체될 수 있다는 결과가 도출되고 있다. 다만 대체위험이 높은 일자리의 규모와 유형에 대해서는 서로 다른 결과와 해석을 도출하고 있다.

컴퓨터 기술발전과 일자리 양극화 간의 관계를 규명하는데 있어서 발생하는 어려움 중 하나는 직무나 직업의 성격을 규정하고 대체가능성을 측정하는 것 자체가 쉽지 않다는 점이다. 자료의 활용 가능성도 문제다. 직무기반 접근을 실증하기 위해서는 세분화된 직업 단위의 자료가 뒷받침되어야 하기 때문이다. 기존 연구에서 지역별고용조사나, 고용형태별근로실태조사와 같은 자료들이 많이 활용되는 이유가 여기에 있다.

이 연구는 다음과 같은 점에 초점을 맞추어 컴퓨터 기술발전이 일자리 구조에 어떤 영향을 미치는지를 실증적으로 규명하고자 한다. 첫째, 기존의 국내외 실증연구들은 주로 지역 혹은 직업 수준의 집계자료를 이용해서 일자리 양극화 문제를 다루었다. 이 연구는 Cortes(2016)의 접근을 활용하여 개인-일자리 수준에서의 미관측된 특성을 통제한 후 종단적 효과를 분석한다. 둘째, 기존 연구들에 따르면 직무관련 척도를 구성하는 방식에 따라 결과가 상이함을 확인할 수 있다. 이 연구에서는 다양한 직무 관련 척도를 구성¹⁾하여 일자리 양극화에 어떤 차별적인 영향을 미치는지 서로 비교할 것이다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 기술변화가 일자리 양극화에 미치는 영향에 대한 이론 및 실증 연구를 검토한다. 제3장에서는 직무 유형을 분류하기 위해 적용한 척도와 각 척도의 구성 방법, 그리고 분석에 사용하게 될 자료와 변수에 대해 다룬다. 제4장에서는 주요 변수의 요약통계량, 직무 유형별 고용 및 임금 변화 추이, 그리고 실증 모형 추정 결과를 제시한다. 마지막으로 제5장에서는 분석결과의 함의를 도출하고 향후의 과제에 대해 논의할 것이다.

1) 관련된 척도 구성을 위해 KNOW 제작자 조사 원자료를 제공하고 자료구조 파악에 도움을 준 한국고용정보원 김한준, 박가열 연구위원, 이은수 연구원, 전문가대상 델파이조사를 통해 구성한 컴퓨터 대체가능성 관련 자료를 제공해준 한국고용정보원 이시균, 박진희, 김수현 연구위원에게 감사의 뜻을 표한다.

II. 선행연구

1. 직무기반 접근

전통적인 SBTC 이론에 따르면 고숙련(학력) 노동자는 고숙련과 ICT 기술간의 보완성으로 이득을 얻는 반면, 저숙련 노동자는 대체되는 경향을 가지므로 ‘숙련 편향적인’ 방향으로 노동수요가 나타난다(Katz and Murphy, 1992). 다른 조건이 동일하다면 고숙련 노동에 대한 상대 수요 증가는 교육 수익률을 증가시키고, 더 높은 임금과 더 많은 고용을 가져온다. 그러나, 90년대 이후 미국과 유럽 등의 노동시장에서 ‘일자리 양극화’가 광범위하게 관찰되기 시작하면서 이를 설명하기 위한 새로운 접근법이 등장하기 시작했다.

Autor, Levy and Murnane(2003, 이하 ALM)은 직무중심 접근을 통해 컴퓨터화가 일자리 구조에 영향을 미치는 영향을 분석하였다. 이들이 제시한 ‘직무 모형’에 따르면, 컴퓨터 기술진보에 따른 자동화로 인해 반복적이고 정형화된 업무를 대체하는 경향이 나타나게 된다. 반복적이고 정형화된 직무들은 쉽게 코드화될 수 있기 때문에 컴퓨터로 대체되기 쉬운 반면, 분석적이고 상호관계적인 직무들은 컴퓨터에 의해 생산성이 증가하는 보완적인 관계가 성립한다. 숙련수준이 낮고 육체노동의 성격이 많더라도 돌봄과 운전 등과 같은 대면 업무들도 컴퓨터의 영향이 제한적이다.

Acemoglu & Autor(2011, 이하 AA)은 직무기반 접근을 보다 정교하게 체계화하고 RBTC론으로 이름지었다. RBTC론에 따르면 어떤 직무(tasks)는 다음의 세 가지 조건들 - 첫째, 자동화가 가능한 정도(반복적이면서 코드와 기계에 의해 대체가능한), 둘째, 다른 직무로부터의 분리가가능성, 셋째, 인간보다는 기계를 사용할때의 상대적 비용 - 에 의존하여 노동자 혹은 자본(기계)에 배정된다. 이때 ‘직무’와 ‘숙련’을 구분하는 것이 중요하다. 어떤 직무란 ‘재화와 서비스를 생산하는데 소요되는 노동활동의 단위’를 의미한다. 반면 숙련은 ‘다양한 직무를 수행하기 위한 노동자의 능력의 부존량’을 의미한다.

직무기반 접근의 기본적인 설명방식은 다음과 같다(Cortes et al. 2016, p.69-73).

단일하고 연속적인 노동자들의 숙련 수준이 서로 상이하다고 가정하자. 완전정보 하에서 노동자들은 내생적으로 비정형-육체(M), 정형(R), 비정형-인지(C) 중 하나로 정렬된다. 직업의 정렬은 비교 우위로 설명할 수 있다. 더 높은 숙련 수준을 가진 노동자들은 모든 직무에서 생산적이지만, 더 복잡한 직무에서 더욱 생산적이다. 즉 비정형-인지적 직무는 가장 복잡하고, 비정형적 육체 직무가 가장 덜 복잡하다. 직무 $j \in \{M, R, C\}$ 를 수행하는 숙련 수준 z 를 가진 노동자의 생산성을 $\varphi_j(z)$ 라고 하자. 위의 가정은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$0 < \frac{d \ln \varphi_M(z)}{dz} < \frac{d \ln \varphi_R(z)}{dz} < \frac{d \ln \varphi_C(z)}{dz} \quad (1)$$

각각의 직업에서 각 노동자의 잠재 임금($w_j(z)$)은 해당 직업의 효율성 단위당 임금(λ_j , 직업의 임금률)과 노동자의 생산성($\varphi_j(z)$)의 곱으로 결정된다.

균형 수준에서 내생적으로 결정되는 두 개의 숙련 문턱 z_0 와 z_1 이 있다고 가정하자. 가장 숙련이 낮은 노동자들은 비정형 육체 직업을 선택할 것이며, 숙련수준이 가장 높은 노동자들은 비정형 인지 직업을 선택할 것이다. 문턱 z_0 와 z_1 에서는 한계 노동자들이 각각의 서로 다른 두 직무 사이에 재배치되더라도 어떤 인센티브도 발생하지 않는다. 이러한 상황은 [그림 1]의 (가)와 같이 표현할 수 있다. 이때 임금곡선의 기울기는 세 가지 직업의 잠재임금과 일치하며, 비정형 인지 직업에서의 숙련에 대한 생산성이 가장 높다는 것을 의미한다²⁾. 균형상태에서 모든 직무에 대한 수요는 양의 값을 가지므로, λ_C 가 상대적으로 낮은 반면, λ_M 은 상대적으로 높다. λ_C 가 상대적으로 낮기 때문에 숙련 수준이 가장 높은 노동자들이 비정형 인지 직업을 선택하도록 한다. 반대로 λ_M 이 상대적으로 높기 때문에 숙련 수준이 상대적으로 낮은 노동자들이 비정형-단순 직업을 선택한다. 이 모형의 생산 측면에서는 서로 상이한 직무가 투입요소로 사용되는 두 개의 소비재가 존재한다. 대표적인 가구는 두 개의 재화에 대해 콥-더글러스 적인 선호를 갖는다. 서비스재는 비정형-단순 직무를 수행하는 노동에 의해서만 생산된다. 제조재는 정형업무와 비정형-인지 직무간의 보완적 역할을 통해 생산된다. 이때 정형업무는 노동과 자본(기계, 컴퓨터) 모두에 의해 공급되며, 비정형 인지 업무는 노동을 통해서만 수행된다. 따라서 자본은 비정형인지업무를 수행하는 노동자에 대해 보완재로서 생산함수에 들어오며, 정형업무를 수행하는 노동자에 대해서는 대체재로서 생산함수에 들어온다.

기술변화는 자본 스톡의 외생적인 증가로 정의된다. 이러한 스톡은 정형 업무를 수행하는 노동에 대한 상대수요를 감소시킨다(이런 의미에서 정형편향적 기술변화라고 지칭된다). RBTC의 효과는 [그림 1]과 같이 표현될 수 있다. 우선 자본스톡의 증가로 인한 각 직업에서의 효율성 단위당 임금에 미치는 효과를 살펴보자. 기술변화 충격은 제조업 부문 내에서 비정형-인지 업무에 대한 상대수요를 증가시킨다(정형업무와 비정형-인지 업무 사이의 보완성 때문에). 이것은 다시 정형 직업에 대한 비정형-인지 일자리의 효율성 단위당 임금을 증가시킨다. 이 과정에서 가구소득이 증가하면서 소비재에 대한 수요도 증가한다. 이것은 비정형 일자리의 효율성 단위당 상대 임금을 상승시킨다. 결과적으로 비정형-인지 일자리의 효율성 단위당 임금은 증가하지만, 정형 업무 일자리의 효율성 단위당 임금은 하락한다.

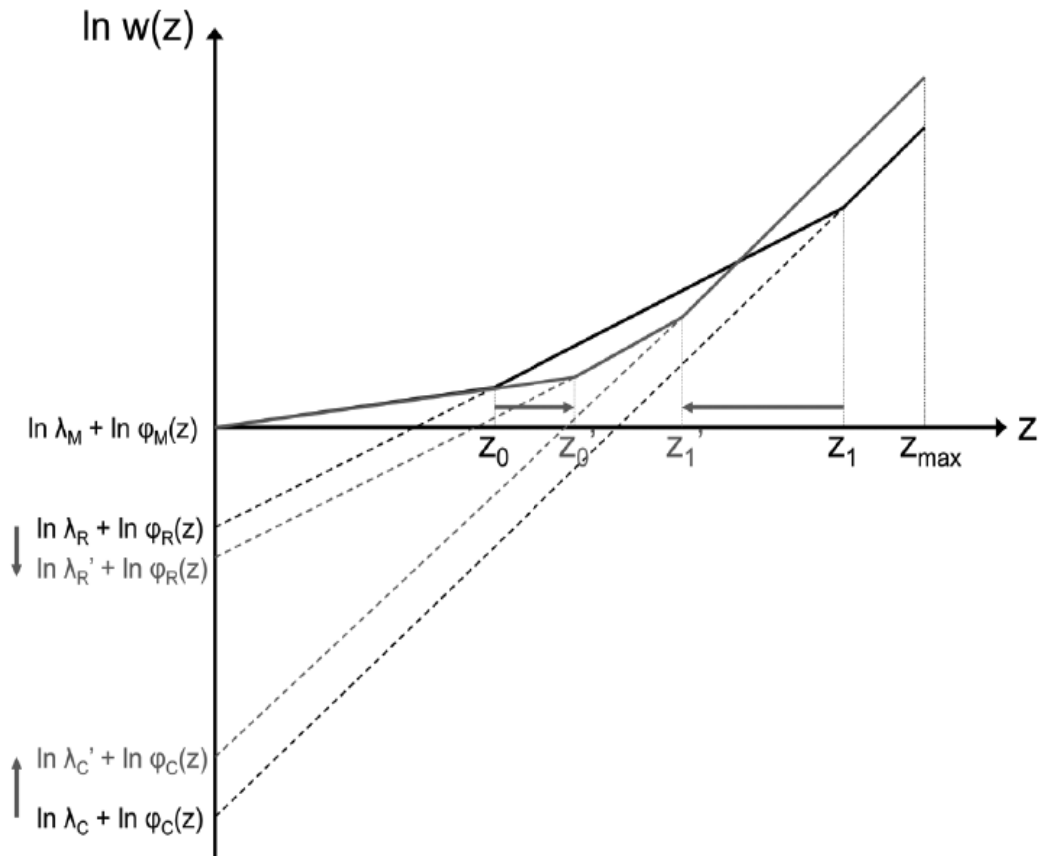
이 그림은 직업의 고용구성의 관점에서도 함의를 도출할 수 있다. 비정형 노동자에 대한 수요가 증가하면서 비정형-인지와 비정형-육체 일자리 고용이 모두 증가하고, 정형 업무 일자리 고용은 감소한다. 바로 일자리 양극화가 나타난다. 또한 누가 정형 일자리로부터 다른 일자리로 이동하는지를 결정할 수 있다. 정형직무와 비정형-인지 직무 사이의 숙련 사이의 경계지점(z_1)이 내려가면 서, 가장 능력이 높은 정형업무 종사 노동자들이 비정형-인지 일자리로 이동할 것이다. 반대로 비

2) 만일 세 직무의 대한 효율성 단위당 임금이 동일하다면(즉 $\lambda_C = \lambda_R = \lambda_M$, 즉, 세 곡선의 상수항이 동일하다면) 모든 근로자들은 기울기가 가장 높은 높은 비정형-인지 업무 곡선을 선택할 것임

정형 단순업무와 정형업무 사이의 숙련 문턱(z_0)이 올라가면서, 정형업무에 종사하는 노동자 중 능력이 가장 낮은 노동자들이 비정형-단순 업무로 이동할 것이다. 결국 다른 부문으로 이동을 하지 않은 노동자들은 자신의 직업에서 효율성 단위당 임금 변화 수준에 맞는 임금변화를 경험할 것이다. 정형 일자리에 다른 일자리로 이동한 노동자들은 최소한 정형업무에 잔류한 노동자들보다는 더 많은 임금을 받을 것이다.

요컨대 RBTC의 일반균형 효과는 다음과 같다. 첫째, 정형 직업내 능력 분포의 최하위에 있는 노동자들은 비정형-단순 일자리로 이동하고, 정형 직업 내 능력 분포의 최상위에 있는 노동자들은 비정형-인지 일자리로 이동한다. 둘째, 정형 일자리에 잔류하는 노동자들은 다른 일자리에 잔류하는 노동자들에 비해 상대적으로 더 낮은 상대임금 증가를 경험한다. 셋째, 정형 업무에서 비정형 일자리(인지적이든 단순이든)로 이동하는 노동자들은 정형 직업에 잔류한 노동자들에 비해 실질 상대임금이 증가한다.

[그림 1] RBTC의 효과



자료 : Cortes(2016), p. 72, Figure 1. panel b.

2. 실증 연구

컴퓨터 기술이 일자리 양극화에 미치는 효과에 대한 실증연구들은 연구 자료와 방법 측면에서 몇 가지 특징과 흐름을 보인다.

우선 기술변화에 영향을 받는 직무 유형을 어떻게 식별하고 측정할 것인가의 문제다. 많은 연구들이 어떤 직무의 대체가능성을 파악함에 있어서 직업사전(DOT)이나 O-net 등과 직업 정보 조사 자료들을 활용하였다(ALM, 2003; Autor and Dorn, 2013). 이들 조사는 광범위한 직업에 종사하는 노동자들을 표집하여 직무 내용을 파악하고 있다. 또한 직무에 요구되는 교육이나 숙련 수준을 포함하여 직무가 얼마나 반복적인지, 추상 노동인지 혹은 육체노동인지를 판별할 수 있는 주관적-객관적인 질문 항목들도 포함하고 있다. 다만 위의 연구들은 직무의 유형에 따라 컴퓨터의 직무 대체가능성을 간접적으로 추정하기 때문에 개념의 조작적 정의에 따라 결과가 달라질 수 있다³⁾ (Fernandez-Macias and Hurley, 2016; Sebastian and Biagi, 2018). 어떤 연구는 추상노동(인지 및 분석 업무)과 육체노동 간의 구분법을 강조(Goos et al, 2009; Autor and Dorn, 2013; Autor and Handel, 2013)하는 반면, 다른 연구는 비정형 대면 업무 혹은 서비스 노동을 강조(Goos et al., 2010)하기도 한다.

Frey and Osborne(2013)은 최근의 기술 진보가 연역적으로 도출되는 정형 업무를 넘어서 운전이나 법률과 같은 비정형 업무까지 대체할 수 있다고 분석했다. 이들은 Autor et al.(2003)가 언급한 어떤 직무의 자동화 여부는 기술적인 대체 가능성에 달려있다고 보았다. 측정 방법 측면에서도 '향후 10-20년 후 자동화 가능성이 높은 직업이 무엇인지'에 대해 엔지니어들을 대상으로 직접 조사한 다음, O*net 상의 객관적인 직업 속성과 매칭하는 접근을 채택하였다. 그 결과 대다수의 고용이 기계로 대체될 가능성이 매우 높거나 낮은 양극단에 위치하며, 이 중에서 47%의 일자리가 기계로 대체될 가능성이 높은 고위험군(> 70%)에 속하는 것으로 나타났다. Arntz et al.(2016)은 Frey and Osborne(2013)이 직업에 기반한 접근을 하고 있기 때문에, 특정 직업군 내에서 노동자들이 수행하는 직무의 이질성을 간과하고 있다고 비판한다. 이런 한계를 극복하기 위해 저자들은 개인 수준의 조사자료를 활용하여 직무 혹은 일자리 단위의 자동화 가능성을 도출하였다⁴⁾. 이와 같이 직무단위의 접근을 활용할 경우 자동화 가능성이 매우 높거나 낮은 일자리의 고용은 많지 않으며, 9%만이 자동화 가능성이 높은(> 70%) 일자리에 종사하는 것으로 확인되었다.

둘째, 자료의 문제이다. 직무의 대체가능성이 측정되면 세분화된 직업분류 코드를 기준으로 고용 및 임금정보를 담고 있는 조사 자료와 결합한다. 직업사전(DOT)이나 O*net, 직업 및 산업별 컴퓨터 대체가능성에 대한 자료들 그 자체는 고용이나 임금과 관련된 정보를 포함하지 않거나 대표성

3) Fernandez-Macias and Hurley(2016)은 RBTC의 주요 한계로 학자들마다 직무 유형에 대한 정의와 척도에 대한 해석이 다양하다는 점을 지적하고 있다. 만일 정의에 대해 공감대가 형성되더라도 응답하는 노동자 스스로 얼마나 자신의 직무가 기계로 대체될 수 있는지를 알기는 어려울 수 있다.

4) 저자들은 Frey and Osborne(2013)이 추정된 자동화 가능성 지표와 PIAAC 2자리 국제표준직업분류 코드 자료를 연계하였다. 이를 토대로 일자리 특성을 독립변수로 자동화가능성을 종속변수로 하는 회귀분석을 실시하였다. Papke and Wooldridge (1996)의 GLM을 사용하여 0%-100%까지의 자동화 확률에 대한 각 설명변수들의 파라미터를 도출하였다. 마지막으로 개인들의 일자리 특성이 고정된 형태의 새로운 자동화확률 추정치를 도출하였다.

문제를 안고 있다. 따라서 많은 연구들은 국제표준직업분류나 자체적인 표준직업분류를 기준으로 센서스나 CPS와 같은 노동시장자료들과 결합하여, 직종-산업-지역 등의 집계자료 수준에서 분석을 실시한다. 미국의 통근권 자료를 활용한 Autor et al(2006, 2008), Autor and Dorn(2013), 유럽(Goos et al., 2009), 네덜란드 사례를 다룬 Dauth(2014), Terzidis and Ortega-Arigitis(2021) 등 다수 연구들이 지역수준의 집계자료를 이용하여 고용 및 임금 양극화를 추정하고 있다.

최근에는 개인이나 사업체 단위의 미시패널 자료를 이용한 연구들이 등장하고 있다. 패널자료를 이용한 접근법들은 개인의 직업스펠 수준의 고정효과를 통제하면서 직무 유형간 이동에 따른 상대 임금 효과를 추정하는 방식을 사용한다. 미국의 PSID 자료를 활용한 Cortes(2016), 영국의 BHPS와 독일의 SOEP자료를 비교한 Cavaglia and Etheridge(2017), 미국 NLSY 자료를 이용한 Böhm(2020), 독일의 사업체-노동자 패널조사(SIAB)를 활용한 Böhm et al.(2019)의 연구 등이 대표적이다. 이들의 연구결과에 따르면, 기술변화로 인한 대체가능성이 높은 정형 업무에서 비정형 업무로 이동할 경우 추상노동과 육체노동에 관계없이 정형업무에 잔류하는 노동자에 비해 상대임금이 증가하는 결과가 도출되었다.

우리나라에서도 적지 않은 연구들이 기술변화와 일자리 양극화 간의 관계를 규명하고 있다.

우선 Autor et al.(2003)의 접근법을 직업 수준에서 실증한 연구들이다(황덕순 외, 2013; 김남주, 2015; 성재민, 2014; 김세움 외, 2015; 최영섭, 2017; 황수경, 2019). 최영섭(2017)은 한국직업사전과 고용형태별근로실태조사 임금자료를 연계하여 숙련구조와 숙련 수익률에 대해 분석하였다. 분석결과 기술 확산은 인지적 숙련에 대한 수익은 증가 또는 유지시키지만, 육체적·감각적 숙련에 대한 수익은 감소시키는 것으로 나타났다. 또한 기술 확산이 다양한 방식으로 저숙련을 대체하고 고숙련 수요를 증가시킨다는 점도 확인하였다. 황수경(2019)은 한국직업사전과 지역별고용조사 자료를 결합하여 국내 노동시장의 숙련구조와 숙련 유형별 수익률을 추정하였다. 그 결과, 전문직의 인지적 숙련이 감소하고 공공부문 중심으로 저숙련화 양상이 나타나는 등 최근 기술환경 변화가 인지적 숙련 편향적이라고 볼 정도로 단선적이지 않다는 결론을 도출하였다. 성재민(2014)은 2008년과 2013년 지역별고용조사 자료를 KNOW 자료와 결합하였다. 분석결과, 2008년 이후 상위 수준에서 추상업무가 증가하지 않고, 남성-정형업무 일자리의 고용이 큰 폭으로 증가하는 등 일자리 양극화에 부합하지 않는 결과가 도출되었다. 김세움 외(2015)는 고용형태별근로실태조사, 지역별고용조사, 산업·직업별 고용구조조사등을 활용하여 세분류 수준의 직무 유형화를 시도하였다. 분석결과, 우리나라에서도 2000년대부터 최소 글로벌 위기 직전까지 직종별 루틴화 가능성 차이에 따른 일자리 양극화 현상이 나타났다는 것을 확인하였다.

다음으로 Auto and Dorn(2013)의 방법론을 적용한 연구들이다. 조성철(2019)은 한국직업정보시스템(KNOW)와 인구총조사를 활용하여, 2010~2015년까지 시군구별 제조업 고용변화에 대한 자동화의 영향에 대해 분석하였다. 그 결과, 정형 업무에 특화된 지역일수록 제조업 고용의 감소가 빠르게 진행되었는데, 정형 업무의 소멸은 각 업종의 로봇투자 규모가 증가할수록 더 가파르게 진행되었다. 김민영·임업(2020)은 RBTC가 도시들 사이의 고용 및 임금 격차에 미치는 영향을 분석하였다. 저자들은 한국직업사전을 활용하여 직종별 비정형-인지적 업무강도를 측정하였으며, 이를 인

구주택총조사의 고용자료와 연결하였다. 분석결과 고용측면에서는 소도시일수록 고임금 직종의 고용비중이 증가하여 RBTC가 고용의 도시 규모간 격차를 유발하지 않았다. 반대로 임금 측면에서는 도시규모가 클수록 비정형-인지 업무에 대한 보상이 높은 것으로 나타나, RBTC가 도시간 임금 격차에는 영향을 미친다는 점을 확인하였다.

Frey and Osborne(2013)의 접근법을 활용한 연구들도 적지 않다(김세움,2015; 박가열,2016; 오호영 외,2016, 이시균 외, 2017, 2018, 2019). 박가열 외(2016)는 KNOW 재직자 대상 업무수행능력 조사자료를 이용하여 인공지능 로봇기술의 고용영향을 분석하였다. 분석결과 2025년 전체 평균대체 위험율은 70.6%로 나타났으며, 단순노무직은 90.1%로 대체위험율이 가장 높았다. 김세움 외(2015)는 컴퓨터고용대체 가능성을 직업/산업 코드로 변환한 후, 한국직업사전의 직업과 매칭하였다. 분석결과, 향후 수십 년 사이 컴퓨터에 의해 대체될 확률이 0.7 이상인 고위험군은 우리나라 노동시장 전체 일자리의 55~57%에 달하는 것으로 밝혀졌다. 오호영 외(2016) 역시 지역별고용조사자료 2008년 2015년 자료를 활용하여 노동력 대체 가능성이 70%가 넘는 고위험군 일자리를 추정하였다. 분석 결과, 고위험군 일자리는 2008년 상반기 54.0%, 2015년 상반기 52.0%로 각각 나타났다.

Arntz et al.(2016)의 접근을 적용한 연구는 이시균 외(2020), 김수현(2021) 등이 있다. 이들은 KNOW 자료를 이용한 선행 연구들과 달리, 전문가 델파이 조사를 통해 일자리의 대체가능성을 직접 도출하였다. 이시균 외(2020)은 기술혁신이 노동생산성을 향상시키며, 총고용을 증가시킨다는 결과를 도출하였다. 일자리 양극화 측면에서는 중간숙련과 저숙련 일자리가 모두 줄고, 고숙련 일자리만 증가한다는 결과를 도출했다. 기술혁신이 소득 불평등에 미치는 영향을 분석하기 위해 패널 고정효과 모형을 분석한 결과, 기술혁신이 소득 불평등을 확대시킨다는 인과관계를 확인하지 못했다. 김수현(2021) 역시 각 직업별로 5년이상 경력이 있는 전문가 839명을 대상으로 자동화 기술 발전에 따른 노동력 대체 가능성에 대한 델파이 조사를 수행하는 한편, 이를 한국직업정보시스템 재직자 조사 자료와 결합하였다. 분석 결과, 국내 노동시장에서 노동력 대체가능성이 70%이상인 고위험군 일자리의 비중은 29.5%로 확인되었다. 산업·직업별로 보았을 때 정형업무나 단순 대면서비스 일자리의 대체 위험이 다른 일자리에 비해 크다는 점을 발견했다.

요컨대 국내 선행연구에서 컴퓨터 기술발전에 따른 일자리 양극화 여부에 대해서는 결과가 상충된다. 다만 분석 방법 측면에서 대부분 직업 또는 지역단위의 집계자료 분석에 초점이 맞춰져있다. 또한 자료의 활용 측면에서 세분화된 산업 직업, 지역 단위의 고용과 임금자료를 얻을 수 있는 통계청의 지역별고용조사자료, 산업직업별고용구조조사, 고용형태별근로실태조사 등을 활용한 연구가 다수를 이루었다. 특히 RBTC 이론을 검증하기 위해 패널자료를 이용하여 인과모형을 적용한 연구는 김안국(2014)을 제외하면 소수에 불과하였다.

III. 자료 및 모형

1. 직무 유형의 분류

컴퓨터 기술발전이 일자리 양극화에 미치는 영향을 측정하기 위해 이 연구에서는 세 가지 척도를 사용한다.

첫째, AA(2011)이 제안한 3가지 직무유형 접근법(정형, 비정형-인지, 비정형-육체 업무)⁵⁾이다(이하 AA-지수). 이들은 미국의 직업정보서비스 체계인 O*net 상에 등록된 직무 특성 항목들을 활용하여 직무의 유형을 정형-비정형 차원과, 분석/상호작용/인지적 차원으로 구분하였다.

이 연구는 AA-지수 산출을 위해 한국직업정보(Korea Network for Occupations and Workers: 이하 KNOW) 재직자 조사자료를 사용한다. KNOW 자료는 미국의 O*net에서 제공되는 설문들을 한국의 실정에 맞도록 적용한 것이기 때문에 상당부분 매칭가능하다. KNOW의 조사 유형은 업무활동, 업무환경, 성격·지식, 업무수행능력·가치관 등 4개 그룹으로 나뉜다. 각 유형별로 한 해씩 순환하면서 실시되므로 각 직업에 대해 유형별 정보가 모두 조사되는데 4년 주기가 소요된다. 직업 정보의 조사는 사업체 재직 근로자를 추출하는데 통상 직업 당 30여명의 근로자를 대상으로 조사가 실시된다⁶⁾(KNOW의 구성 및 조사체계, 주요 결과에 대해서는 김한준 외, 2016; 최기성·이은수, 2021, p.12 등을 참고하기 바란다).

AA에서 제시한 문항들을 매칭한 결과 KNOW 자료 상의 업무활동(2017년 조사), 업무환경(2018년 조사), 업무수행능력(2020년) 등의 영역에서 총 12개(정형 5개, 비정형인지 3개, 비정형육체 4개) 문항이 매칭되었다⁷⁾. 추출된 항목들을 토대로 2단계에 걸쳐 지수화 과정을 진행했다. 첫번째 단계로 개별 노동자들의 직무 특성 항에 대한 응답값들을 토대로 정형, 비정형인지, 비정형육체 노동 해당 문항그룹별로 주성분 요인분석을 실시하였다. 이를 통해 각각의 직무유형에 해당하는 표준화된 구성변수(z-score)를 산출하였다. 두번째 단계는 직업수준의 직무유형으로 분류하는 것이다. 즉, 개별 응답자의 직무유형별 표준 점수를 표준직업분류 소분류(3자리) 수준의 직무유형별 평균점수로 전환⁸⁾한 후, 군집분석을 통해 각 직업들의 직무유형을 구분하였다. 모든 직업들은 세 가지 직업 유형 중 하나로 포함이 되어야 하므로 K-평균 방식을 적용하였다.

5) 원래 ALM(2003)에서 제안한 5가지 직무유형 유형 중, 정형-육체와 정형-추상 노동을 통합하고, 비정형-상호작용과 비정형 분석 노동을 통합하여 비정형-인지로 통합한 것이다.

6) KNOW 조사는 자체적으로 확보된 사업체 리스트를 토대로 사업체별로 재직기간(5년 미만, 5-10년 미만, 10년 이상)별로 최대 5명의 재직자 추출한다. 총 30명의 재직자 추출될 때까지 사업체를 추가로 추출하는 과정이 반복되며, 기존 사업체 리스트가 모두 소진된 경우에는 눈덩이 표집을 통해 표본을 확보한다.

7) 일부 문항은 Onet에 대응되는 적절한 문항을 찾을 수 없거나 KNOW 조사에는 유사문항을 통합하여 조사가 이루어졌기 때문에 제외하거나 통합문항을 적용하였다.

8) KNOW 조사는 고용직업분류 및 통계청의 제7차 표준직업분류 7차의 세분류(4자리) 단위에서 조사된다. 그러나, KLIPS는 개인의 일자리에 대해 표준직업분류 3자리까지 조사가 이루어지므로 두 조사 자료의 매칭을 위해서 KNOW 자료의 업무 유형에 대한 개별 응답자의 점수값도 표준직업분류 3자리 단위로 평균을 통합(collapse)하였다.

두 번째는 Arntz et al.(2016)가 제안하고, 국내에서 이시균 외(2018, 2019, 2020), 김수현(2018, 2021) 등에서 활용된 ‘자동화 대체가능성’ 척도이다(이하 A-K 지수). 김수현(2018, 2021)은 직업별로 5년 이상의 경력이 있는 전문가들을 대상으로 5-9명이 응답하는 델파이 조사를 실시했다. 응답자들에게는 기술발전에 따른 자동화가 완전히 진행되었을 때 해당 직업에서 수행하는 업무의 대체가능성이 어느정도인지를 질문했다. 조사는 제7차 한국표준직업분류 세분류(4자리) 기준으로 이루어졌다. 델파이 조사 결과는 KNOW 재직자 조사자료와 결합하여 회귀분석을 통해 개별 일자리 단위의 자동화 가능성 지표로 재산출된다. 델파이 조사에서 얻어진 직업별 대체가능성을 종속변수로, KNOW 조사의 개인 인적정보(성별, 교육수준, 연령, 경력, 소득 등)와 사업체정보 등을 독립변수로 하여 대체확률 추정값을 도출하는 과정이다. 마지막으로 2020년 하반기 통계청 지역별고용조사와의 매칭을 위해 개인의 성별, 연령 및 교육집단, 산업, 지역(16대시도), 임금근로 여부, 표준직업분류 4자리 수준을 일치시키는 가중치를 기준으로 두 자료를 병합⁹⁾하는 과정이다(김수현, 2018, p. 265 참조). 이 연구에서는 KLIPS 자료와의 결합을 위해 김수현(2021)이 제공한 표준직업분류 3자리 수준의 자동화 대체가능성 지표를 사용하였다. 즉 대체가능성 고위험군(70% 이상), 중위험군(30-70% 미만), 저위험군(30% 미만)으로 유형화하였다.

세 번째는 2020년 KNOW 조사에서 자체적으로 실시한 컴퓨터 대체가능성 질문 문항을 직접적인 척도로 활용하는 것이다¹⁰⁾(이하 KNOW 지수). 2020년 조사항목 중 직업세계 변화와 관련하여 “향후 5년 이내에 귀하의 현재 직업에서 수행하는 업무의 어느 정도가 기술적 변화요인(전산화/자동화/인공지능/생명공학 등) 때문에 기계나 장비로 대체될 수 있다고 생각하십니까?”라고 질문하였다. 응답 항목은 ① 대체불가하다 ② 내 업무의 1/4(25%) 정도는 대체될 수 있다 ③ 내 업무의 1/2(50%) 정도는 대체될 수 있다 ④ 내 업무의 3/4(75%) 정도는 대체될 수 있다 ⑤ 거의 대다수(약 100%)업무가 대체 가능하다 등 다섯 가지로 제시되었다. 위 응답값을 각각 최소값이 0이고 최대값이 1인 구간으로 전환(0, 0.25, 0.5, 0.75, 1), 이 값을 종속변수로 하는 일반선형모형(GLM) 분석을 실시하였다. 독립변수로는 개인의 인적특성(성별, 연령, 교육수준, 경력, 소득 등)이 사용되었으며, 회귀 분석을 통해 개인 특성이 반영된 컴퓨터대체 가능성에 대한 연속적인 추정 확률값을 얻었다. 이 값을 KLIPS 자료와 연계하기 위해 표준직업분류 3자리 수준의 직업별 평균 값으로 전환하였다. 최종적으로 직업의 대체 가능성 순서에 따라 정렬한 후, 3가지 집단(전체 분포 순위에서 하위 30 이하, 30~ 70이하, 상위 70 초과)으로 전환하였다(이하, KNOW 지수).

2. 자료 및 변수

노동시장 성과를 분석하기 위해 한국노동패널(Korean Labour and Income Panel Study: 이하 KLIPS) 2009-2021년(12-24차)까지의 자료를 활용한다. KLIPS는 1998년 제주도를 제외한 전국의

9) 저자는 연결 가중치를 작성하는 방법으로 Hainmueller(2012)가 제시한 엔트로피 균형 방법(entropy balancing method)을 활용하였다.

10) 원래 KNOW 재직자 조사에서 컴퓨터 대체가능성 질문 문항 자체는 2019년에 처음 도입되었으나, 이 당시에는 응답항목에서 수치로 계량화하지는 않았기 때문에 2020년 자료를 활용했다.

도시지역 5000 가구를 대상으로 시작된 가구패널조사 자료다. 2009년 12차 조사부터 표본마모를 보완하고, 농촌가구 등을 포함하는 전국 표본으로 포괄범위를 확장하기 위해 1,415가구를 추가표집하였다. 2018년에는 표본 이탈이 증가하면서 발생하는 대표성 문제를 보완하기 위해 5,044가구를 추가표집하였다.

KLIPS는 가구, 개인, 직업력, 부가조사 등 다양한 데이터셋으로 구성되어 있는데, 이 연구에서는 개인-직업 단위 스펬 자료를 구축하기 위해 개인자료와 직업력 자료를 활용한다. 개인자료에서는 교육수준, 연령, 혼인상태 등 개인 인적 정보와 산업, 직업, 종사상지위, 근로시간, 임금 등의 주된 일자리 정보를 추출했다. 직업력 자료에서는 일자리 고유번호, 일자리순서, 일자리 시작 및 종료 시점 등 개인-직업 스펬 구성에 필요한 정보를 추출하였다.

직무유형과 관련된 변수들을 연결하는데 필요한 KLIPS의 직업 변수는 표준직업분류 3자리(소분류)로 입력되어 있다. 유의할 점은 KLIPS의 직업코드가 통계청의 표준직업분류 개정을 반영한다는 것이다. 1998-2008년(1-11차) 조사까지는 표준직업분류 5차 개정분류만 적용하며, 2009년(12차)조사부터 5차, 6차, 7차 개정 코드를 모두 입력하고 있다. 그런데 분석에 사용된 KNOW 자료는 4자리 수준에서 표준직업분류 7차 개정, 고용직업분류 2007년 개정, 2018년 개정 코드 세 가지를 포함하고 있다. 따라서 KNOW 데이터 산출 변수들과 직업분류체계상 연계가 어려운 KLIPS 2009년 이전 자료는 분석에서 제외하였다.

12-24차 조사까지의 개인-직업 스펬자료를 구성한 후, 조사기간 동안 일자리 경험이 한번도 없거나, 주된일자리가 아닌 사례는 삭제하였다. 개인이 이직을 하지 않았음에도 불구하고 직업코드가 이전조사 차수와 다른 경우, 이직 전 최종조사 차수를 기준으로 직업분류를 통일하였다¹¹⁾.

선행연구에서 다룬 Cortes(2016) 모형은 개인 i , 직종 j , 시점 t 에서 개인-직업 스펬 수준의 패널고정효과를 이용하여 추정할 수 있다.

$$\ln w_{it} = \sum_j D_{ijt} \theta_{jt} + \sum_j D_{ijt} \gamma_{ij} + Z'_{it} \zeta + \mu_{it} \quad (2)$$

여기서 θ_{jt} 는 t 시점, j 직종에서 관찰되는 임금프리미엄을 의미한다. D_{ijt} 는 개인 i 는 직종 집합 $j \in \{M, R, C\}$ 중에서 한 개를 선택하면 1, 그렇지 않으면 0으로 나타나는 직종선택 더미다. γ_{ij} 는 각 개인의 직업 스펬 고정 효과, Z_{it} 는 연도 고정효과와 혼인상태, 노조 가입 여부 등을 의미한다. μ_{it} 는 전통적인 오차항이다.

식 (2)를 추정하기 위해 구성된 변수들은 다음과 같다. 종속변수는 월평균임금에 통계청 소비자

11) KLIPS에서 이직이 발생하지 않았음에도 불구하고 표준직업분류가 변경되는 이유는 크게 두 가지이다. 첫째, 이전 차수 응답값에 입력이 잘못되었거나, 응답자 스스로 응답 정정을 요청하여 수정하는 경우이다. 둘째, 동일한 일자리에 근무하지만, 직책이나 직무 변경, 부서 재배치 등으로 인해 실제 직업분류가 변경되어야 하는 경우이다. 이 연구에서는 양자를 특별히 구분하지는 않고 최종차수 응답값으로 수정하였다. 응답값 변경은 응답년도가 빠를 수록 비중이 높았으며, 최근으로 올수록 감소하였는데 전체적으로 3.7%의 값이 수정되었다.

물가지수를 디플레이터로 곱한 ‘로그 월평균실질임금’이다. 목적변수인 θ_{jt} 는 AA 지수, A-K 지수, KNOW 지수 각각의 집단값(고위험군 혹은 정형업무, 중위험군 혹은 비정형-육체업무, 저위험군 혹은 비정형 인지업무)을 더미변수로 구성한 후, 시간더미와의 상호작용항을 통해 추정한다. 통제 변수는 교육수준, 혼인상태 등 개인의 인적특성과 노조유무, 노조가입여부, 종사상지위, 근속기간(월)¹²⁾ 등 일자리 특성 등으로 구성한다.

IV. 분석 결과

1. 기초 통계량

직무 유형별 고용분의 변화를 살펴보면 [그림 2]와 같다. 막대그래프의 하단부가 정형업무 혹은 고위험군에 해당하는데, 지수별로 비중과 변화 추이 모두 다소 상이한 패턴을 보였다.

(가) AA 지수는 정형 업무-비정형 육체-비정형 인지 업무 비중이 2009년 기준으로 각각 52.4%, 34.1%, 13.5%를 차지했다. 이 중 정형 업무와 비정형-인지 업무는 12년 간 각각 1.1%p와 1.6%p 증가한 반면, 비정형-육체 업무 비중은 3.7%p 감소했다. (나) A-K 지수는 고위험군-중위험군-저위험군 업무 비중이 2009년 기준으로 각각 44.1%, 36.8%, 19.1%를 차지했다. 고위험군은 같은 기간 동안 4.9%p 감소한 반면, 중위험군과 저위험군은 각각 4.4%p와 0.5%p 증가했다. (다) KNOW 지수의 고용분포는 다른 두 지수와 가장 이질적인 분포를 보였다. 고위험군-중위험군-저위험군 업무 비중은 2009년 기준으로 각각 22.8%, 56.0%, 21.2%를 차지하여 중위험군이 가장 많았다. 2021년까지 고위험군과 저위험군은 각각 2.4%p와 0.9%p 감소한 반면, 중위험군은 3.4%p 증가했다.

직무 유형별 월평균실질임금의 변화추이는 [그림 3]과 같다. (가) AA 지수의 2009년 기준 월평균임금은 비정형-인지 349만원 > 정형 247만원 > 비정형-육체 222만원 순으로 나타났다. 시간이 흐를 수록 정형 업무의 상대임금 증가 폭이 둔화(특히 코로나19 기간 동안)하여, 2021년 비정형-인지 387만원 > 비정형-육체 289만원 > 정형 273만원 수준을 기록했다. (나) A-K 지수는 컴퓨터로 인한 대체가능성이 높을 수록 임금이 낮은 것으로 확인되었다. 2009년 월평균임금은 저위험군 303만원 > 중위험군 273만원 > 저위험군 213만원 순으로 나타났다. 2021년 월평균 임금은 주로 저위험군과 중위험군의 격차가 감소하여 고위험군 263만원, 중위험군 301만원, 저위험군 347만원 수준을 기록했다. (다) KNOW 지수 역시 A-K 지수와 유사한 임금분포를 보였지만, 유형간 상대임금 격차의 폭은 적었다. 2009년 월평균임금은 저위험군 270만원 > 중위험군 257만원 > 저위험군 226만원 순으로 나타났다. 2021년에는 코로나19 팬데믹의 영향으로 집단별 임금 수준의 역전 현상이 발생하여 고위험군 300만원, 중위험군 289만원, 저위험군 275만원 수준을 기록했다. 코로나19로 인

12) 근속기간은 직업력 자료의 일자리 시작 연월에서 조사연월을 뺀 값으로 구성하였다. 조사 초기일수록 조사 월이 누락된 결측치들이 적지 않은데, 이 경우 ‘6’값을 넣어 보정하였다.

한 팬데믹의 영향이 컸던 2020-2021년 동안 고임금 집단의 상대임금 하락폭이 컸던 영향을 제외하면, 분석대상기간 동안 임금 변화의 폭은 완화하였다.

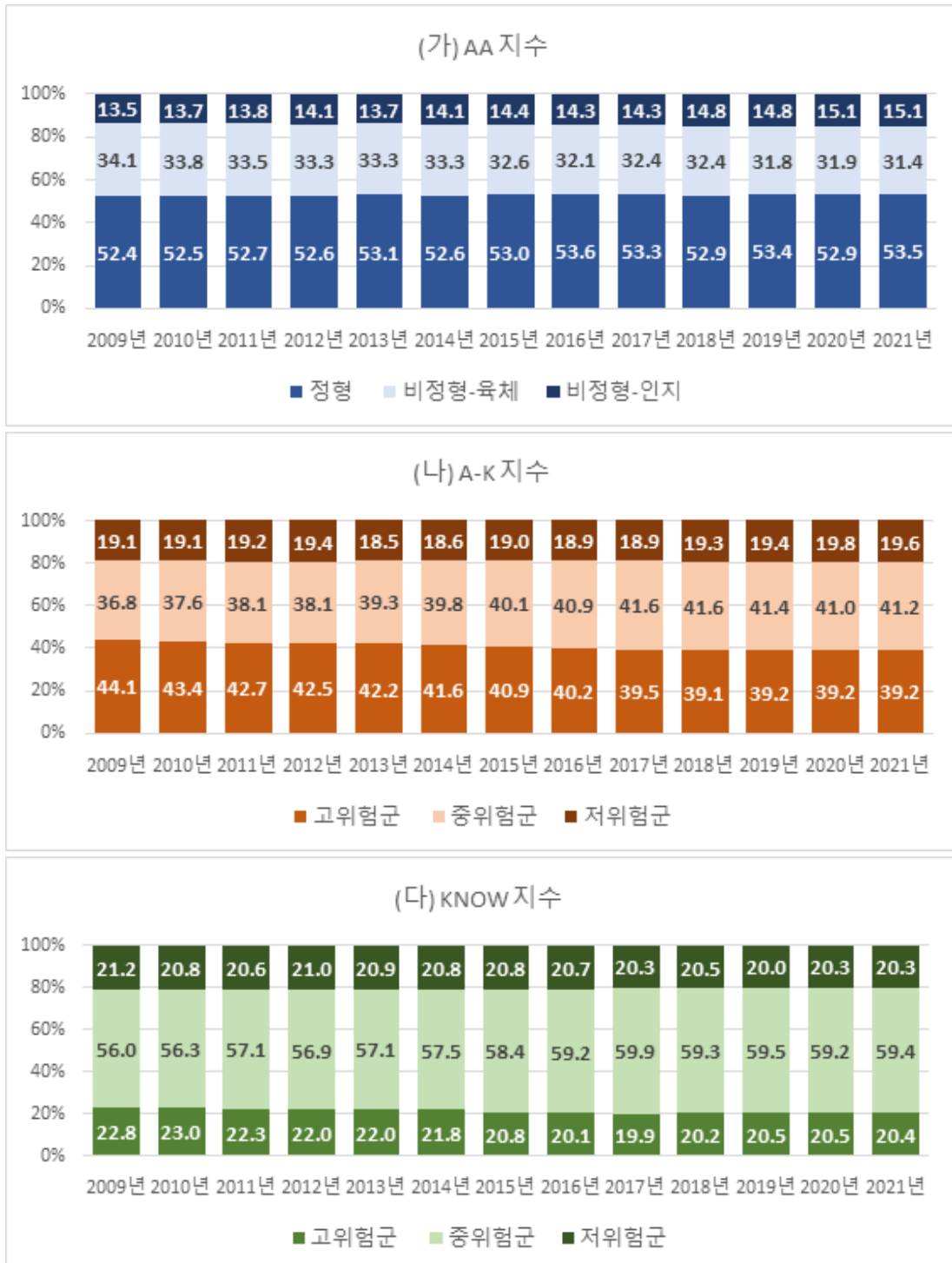
기초통계량을 통해 나타난 고용 및 임금 분포 추이는 대규모 반복-횡단면 자료를 이용한 기존 연구와 다소 차이가 발생한다. 예컨대 김수현(2020)의 연구에 따르면 컴퓨터 대체가능성이 높은 고위험 직군의 비중이 30%에 가깝지만, A-K 지수의 고위험군 비중은 이보다 더 높았다. 많은 연구들에서 분석한 것과 달리 중간 숙련(여기서는 정형업무-고위험군) 일자리 감소도 뚜렷하지 않으며, 코로나19 기간을 제외하더라도 뚜렷한 임금 양극화 추세를 확인하기 어려웠다.

여기에는 몇 가지 원인이 있을 수 있다. 20-30년 정도의 추세를 분석한 해외 연구들과 달리 분석 기간이 길지 않기 때문에, 주된 분석 대상 기간인 2010년대가 컴퓨터화로 인한 직무의 급격한 변화가 진행된 국면이 아닐 수 있다. 자료와 지수 구성 과정에 기인한 문제일 수도 있다. KLIPS와 같은 소규모 표본조사의 경우, 표본추출 과정에서 고려되지 않은 세분화된 소집단 분포가 대표통계와 일치하지 않을 수 있다. 동일한 표본을 반복-추적조사하면서 발생하는 표본이탈 혹은 표본추가 과정에서 직무구조의 급격한 변화가 제대로 반영되지 않았거나 왜곡되었을 가능성도 배제할 수 없다. 지수 구성 방법 상의 엄밀성이나 측정오차(특히 KNOW 지수의 이질성 측면에서) 혹은 KNOW 자료와 KLIPS 자료를 연계과정에서 표본 구성의 차이가 적절하게 보정되지 않았을 가능성도 있다. Cortes.(2016)의 경우, 이런 이유로 패널자료의 고유한 장점인 개별 노동자의 미시적 이동행위, 즉 직업군내 잔류(stay)와 전직(switching)에 초점을 맞추었다. 언급한 가능성에 대한 검증과 해결 방안에 대해서는 결론 부분에서 추가적으로 논의할 것이다.

최종적으로 실증분석에 사용된 주요 변수들의 요약통계량은 <표 1>과 같다. AA 지수 비정형-육체 업무 종사자의 경우, 다른 집단에 비해 연령은 가장 높고 근속기간은 가장 길며, 미혼자 비중과 교육 수준, 상용직 비중이 가장 낮았다. 반대로 비정형-인지는 평균연령이 가장 낮으면서, 대졸자 비중, 상용직 비중이 상대적으로 더 많았다. A-K 지수에서는 고위험군이 다른 집단에 비해 연령은 가장 높고 근속기간은 가장 길며, 미혼자 비중과 교육 수준, 상용직 비중이 가장 낮았다. 반대로 저위험군은 평균연령이 가장 낮으면서, 대졸자 비중, 상용직 비중이 상대적으로 더 많았다. KNOW 지수에서는 앞서 두 지수와 달리 혼재된 특성을 보였다. 고위험군의 연령은 다른 집단에 비해 높지만 그 차이가 크지는 않았다. 대졸이상 비중은 고위험군에서 뚜렷하게 낮았지만, 상용직 비중은 저위험군이 오히려 가장 적었다.

[그림 2] 직무 유형별 고용 비중 추이

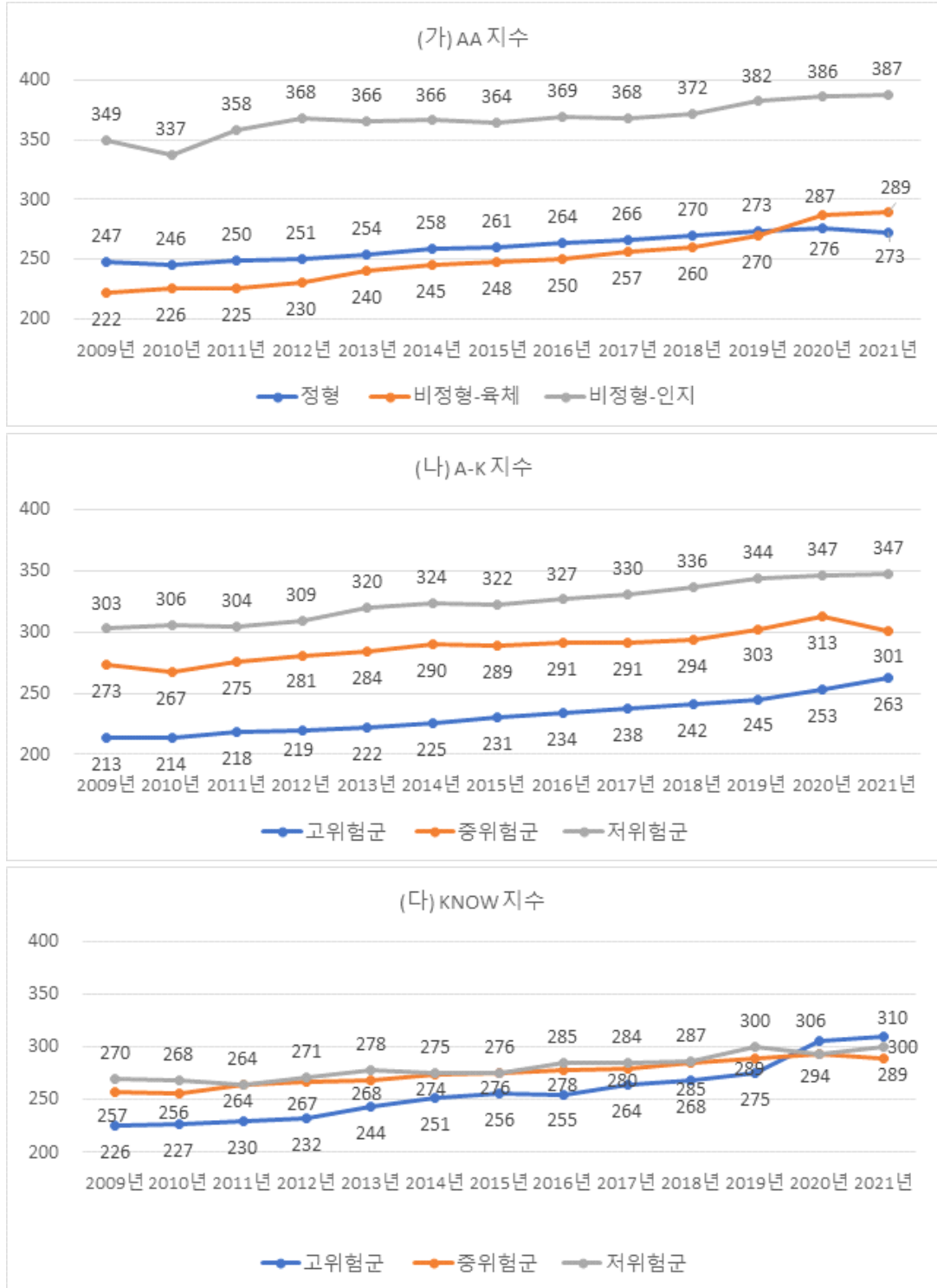
(단위: %)



자료 : KLIPS 12-24차 자료

[그림 3] 직무 유형별 월평균실질임금 추이

(단위: 만원)



자료 : KLIPS 12-24차 자료

<표 1> 요약 통계량

AA 지수	정형 업무		비정형-육체		비정형-인지		전 체	
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차
로그 월평균실질임금	5.311	(0.747)	5.295	(0.726)	5.760	(0.553)	5.370	(0.733)
연령	45.5	(13.165)	50.1	(13.003)	40.2	(9.9)	46.269	(13.1)
혼인상태(미혼 =1)	0.189	(0.391)	0.139	(0.346)	0.263	(0.441)	0.183	(0.387)
교육더미(대졸이상 =1)	0.329	(0.470)	0.090	(0.286)	0.645	(0.479)	0.296	(0.457)
종사상지위(상용직 =1)	0.558	(0.497)	0.450	(0.498)	0.844	(0.363)	0.564	(0.496)
유노조(=1)	0.118	(0.323)	0.104	(0.305)	0.251	(0.433)	0.132	(0.339)
노조가입(=1)	0.063	(0.243)	0.086	(0.280)	0.103	(0.303)	0.076	(0.265)
근속기간	84.3	(90.0)	124.1	(137.2)	105.3	(100.8)	100.3	(110.6)
사례 수	40,785		25,196		11,013		76,994	

A-K 지수	고위험군		중위험군		저위험군		전 체	
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차
로그 월평균실질임금	5.171	(0.787)	5.467	(0.659)	5.595	(0.650)	5.370	(0.733)
연령	50.164	(13.802)	44.930	(12.408)	40.713	(10.025)	46.269	(13.098)
혼인상태 더미(미혼 =1)	0.143	(0.351)	0.193	(0.395)	0.248	(0.432)	0.183	(0.387)
교육 더미(대졸이상 =1)	0.117	(0.322)	0.309	(0.462)	0.653	(0.476)	0.296	(0.457)
종사상지위(상용직 =1)	0.410	(0.492)	0.641	(0.480)	0.733	(0.442)	0.564	(0.496)
유노조(=1)	0.087	(0.281)	0.135	(0.341)	0.225	(0.418)	0.132	(0.339)
노조가입(=1)	0.062	(0.242)	0.080	(0.271)	0.098	(0.297)	0.076	(0.265)
근속기간	105.306	(127.114)	96.893	(98.628)	96.711	(94.729)	100.308	(110.620)
사례 수	31,568		30,682		14,744		76,994	

KNOW 지수	고위험군		중위험군		저위험군		전 체	
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차
로그 월평균실질임금	5.363	(0.605)	5.398	(0.705)	5.299	(0.906)	5.370	(0.733)
연령	48.5	(12.6)	45.4	(12.7)	46.4	(14.5)	46.3	(13.1)
혼인상태 더미(미혼 =1)	0.161	(0.368)	0.187	(0.390)	0.196	(0.397)	0.183	(0.387)
교육더미(대졸이상 =1)	0.094	(0.292)	0.296	(0.456)	0.505	(0.500)	0.296	(0.457)
종사상지위(상용직 =1)	0.555	(0.497)	0.590	(0.492)	0.498	(0.500)	0.564	(0.496)
유노조(=1)	0.123	(0.329)	0.135	(0.342)	0.133	(0.339)	0.132	(0.339)
노조가입(=1)	0.100	(0.301)	0.078	(0.268)	0.045	(0.208)	0.076	(0.265)
근속기간	93.3	(98.8)	93.5	(95.2)	126.9	(151.2)	100.3	(110.6)
사례 수	16,341		44,784		15,869		76,994	

자료 : 한국노동패널조사 9차-24차 자료

2. 모형분석 결과

Cortes(2016)가 제시한 식 (2)의 패널고정효과 모형을 추정한 결과는 <부표 3>과 같다. 각 모형들은 세 가지 직무 유형별로 최초 조사 시점 당시 관찰된 직무 유형에서 다른 직무 유형으로 전환 후 차수별 효과를 추정한 것이다. 통제 변수로 사용한 교육수준, 혼인상태, 종사상지위, 노조 유무, 노조가입 여부, 근속기간 등의 변수들은 대부분 통계적으로 유의하였다¹³⁾. 모든 모형에서 개인의 미관측이질성 효과가 없다는 귀무가설에 대한 검증결과(F-통계량)는 기각되었다.

앞에서도 언급했듯이 Cortes(2016)의 일자리 양극화 가설에 따르면, 정형 업무 잔류자의 상대임금 증가는 비정형 인지 및 육체 업무 종사자보다 낮아야 한다. 이를 검증하기 위해 <부표 3>에서 잔류자의 시기별 추정계수(직무 유형에 대한 시점별 기준더미)만 별도로 추려내어 <표 2>와 같이 정리하였다. 먼저 AA 지수는 정형 업무의 상대임금 증가율이 t+2기 이후 모든 시점에서 비정형-육체 및 비정형-인지 업무보다 낮은 것으로 추정되었다. 그러나, 컴퓨터로 인한 대체가능성을 측정 한 A-K 지수와 KNOW 지수의 고위험군은 상이한 결과가 도출되었다. A-K 지수는 고위험군의 상대임금 증가율이 중위험군 보다는 높고 저위험군 보다 낮았다. KNOW 지수는 고위험군의 상대임금 증가율이 다른 집단에 비해 가장 높았다.

<표 2> 패널고정효과모형 분석 결과 : 동일 직무 유형 내 잔류자

	t+1	t+2	t+3	t+4	t+5	t+6	t+7	t+8	t+9	t+10
AA 지수										
정형	0.016**	0.018**	0.022**	0.021**	0.022**	0.019**	0.018**	0.020**	0.017**	0.015**
비정형-육체	0.016**	0.025**	0.035**	0.036**	0.035**	0.036**	0.034**	0.035**	0.035**	0.047**
비정형-인지	0.01	0.014*	0.025**	0.026**	0.024**	0.028**	0.025**	0.025**	0.022**	0.030**
A-K 지수										
고위험군	0.019**	0.024**	0.031**	0.028**	0.030**	0.024**	0.024**	0.025**	0.023**	0.024**
중위험군	0.018**	0.025**	0.035**	0.035**	0.036**	0.038**	0.036**	0.038**	0.036**	0.050**
저위험군	0.008	0.011*	0.016**	0.016**	0.014**	0.018**	0.013*	0.014*	0.012*	0.016*
KNOW 지수										
고위험군	0.018**	0.029**	0.040**	0.044**	0.046**	0.046**	0.041**	0.044**	0.043**	0.057**
중위험군	0.017**	0.019**	0.024**	0.023**	0.025**	0.021**	0.022**	0.024**	0.021**	0.023**
저위험군	0.013**	0.020**	0.029**	0.027**	0.019**	0.020**	0.017**	0.016**	0.014**	0.016**

주 : 유의확률 + < 0.1, * < 0.05, ** < 0.01

13) 요약통계량에서는 가장 많은 관측치 대비 단순 더미로 제시하였지만, 실증모형에서는 다양한 상태변화 각각을 모두 식별하기 위해서 세분화된 형태의 범주형태로 투입하였다. 예컨대 종사상 지위에서 요약통계량은 상용직 비중만을 제시하였지만, 실증모형에는 상용직, 임시직, 일용직, 고용주/자영자, 무급가족종사자 등을 모두 분리하여 투입하였다. 상용직 여부만을 투입할 경우, 고정효과모형의 집단내 변환으로 인해 상용직이 아닌 종사상 지위간의 이동이 식별될 수 없기 때문이다.

개인들이 기존 직무에서 다른 직무 유형으로 전환했을 때 발생하는 상대임금 효과 추정 결과는 <표 3>과 같다. 앞서와 마찬가지로 방식으로 <부표 3>에서 직무유형 더미와 차수별 효과(다른 직무 유형으로 전환한 후) 간 상호작용 항만 추려서 정리한 것이다.

우선 직무 유형 전환 전 상태가 정형 업무이거나 고위험군인 경우에 대한 추정 결과는 (가)와 같다. Cortes(2016)가 제시하고 있는 일자리 양극화 가설이 성립하려면, 정형 업무 종사자가 비정형-인지 혹은 비정형-육체 업무로 전환할 경우, 정형 업무 잔류자(기준 더미)에 비해 상대임금이 증가해야 한다. AA 지수 정형업무 종사자가 비정형-육체 업무로 전환한 경우 t+2와 t+4기, t+5기 등 초중반까지 통계적으로 유의미한 상대임금 증가가 관찰되었다. t+6기 이후 장기적인 관점에서는 통계적으로 상대임금이 상대임금이 유의미하게 증가하지는 않았다. 정형업무에서 비정형-인지 업무로 전환한 경우, t+7기와 t+10기에서 유의확률 0.5% 수준에서 (+)의 상대임금 증가가 관찰되었다. 대체적으로 통계적으로 유의미한 상대임금 증가가 확인되지는 않았다. A-K 지수 고위험군은 중위험군 혹은 저위험군으로 전환하더라도 통계적으로 약한 (+)의 증가 혹은 유의미한 임금 증가가 확인되지 않았다. KNOW 지수 고위험군은 저위험군으로 전환한 경우 대체로 통계적으로 유의미한 (+)의 상대임금 증가가 관찰되었다. t+10기 이후에는 (가)뿐만 아니라 (나)와 (다)에서도 통계적으로 유의미한 급격한 임금변화가 관찰되는 경우가 있는데, 앞서 [그림 3]에서도 살펴보았듯이 코로나19의 영향으로 판단된다.

(나)는 직무 유형 전환 전 상태가 비정형-육체 업무이거나 중위험군인 경우에 대한 추정 결과이다. AA 지수 비정형-육체에서 정형 업무로 전환한 경우, 통계적으로 유의미한 상대임금 증가가 관찰되었다. 또한 전환 후 시간이 흐를수록 상대임금 증가율이 더 높아지는 추이를 보였다. 반면 비정형-육체에서 비정형-인지 업무로 전환한 경우는 통계적으로 유의미하지 않았다. 미래 일자리 대체가능성에 따라 분류한 A-K 지수와 KNOW 지수 중위험군은 고위험과 저위험군에 관계없이 직무 전환에 따른 유의미한 임금 증가가 관찰되지 않았다.

마지막으로 직무 유형 전환 전 상태가 비정형-인지 업무이거나 저위험군인 경우에 대한 추정 결과는 (다)와 같다. AA 지수 비정형-인지에서 비정형-육체 업무로 전환한 경우, 전체적으로 (-)의 상대임금 변화가 관찰되었다. 숙련 위계상 비정형-인지 업무에서 비정형-육체 업무로의 전직은 구조조정 등 비자발적 이직에 의한 결과로 해석이 가능하다. 다만 이마저도 t+4기와 코로나의 영향이 컸던 t+10기를 제외하면 대체로 통계적으로 유의미한 결과가 도출되지는 않았다. A-K지수는 저위험군에서 고위험군 혹은 중위험군으로 전직한 경우 모두 중기 시점(t+5기와 t+6기)에 상대임금 증가가 관찰되었다. KNOW 지수는 저위험군에서 전환한 경우 일부 시기에 통계적으로 약한 (+)의 상대임금 증가가 관찰되었다.

전체적인 분석 결과는 일자리 양극화 가설에서 기대되는 상대임금의 변화가 뚜렷하게 확인되었다고 보기 어려웠다. AA 지수 정형업무에서 비정형-육체 업무로의 전환시 초중반에 확인되는 상대임금 증가가 있었다. 그러나 비정형-육체에서 정형 업무로의 전환시 대부분의 시기에 걸쳐 더 높은 상대임금 증가가 나타나고 시간이 흐를수록 상대임금 증가폭이 커지는 것으로 확인되었다. 이러한 결과는 오히려 숙련상향 가설에 부합하는 것이라고 할 수 있다.

<표 3> 패널고정효과모형 분석 결과

(가) 직무 유형 전환 전 상태 : 정형 혹은 고위험군

업무 유형		전환 후 차수									
전환 전	전환 후	t+1	t+2	t+3	t+4	t+5	t+6	t+7	t+8	t+9	t+10 이후
		<u>AA 지수</u>									
정형	비정형-육체	0.029	0.061**	0.029	0.089**	0.094**	0.054	0.059	0.089+	-0.027	0.082
	비정형-인지	-0.009	0.012	0.009	0.039	0.055	-0.047	0.147*	0.09	0.165	0.226*
		<u>A-K 지수</u>									
고위험군	중위험군	0.003	0.013	0.028	0.052*	0.029	0.058+	0.032	0.100*	0.106+	0.103
	저위험군	0.012	0.076	0.119*	0.088	0.157*	0.073	0.165	0.267+	0.279+	0.556**
		<u>KNOW 지수</u>									
고위험군	중위험군	0.035+	0.035	0.04+	0.011	0.037	0.038*	0.025	0.089+	0.056	0.03
	저위험군	0.106*	0.136**	0.155**	0.042	0.166**	0.176*	0.178*	0.06	0.06	0.358**

(나) 직무 유형 전환 전 상태 : 비정형-육체 혹은 중위험군

업무 유형		이직 후 차수									
전환 전	전환 후	t+1	t+2	t+3	t+4	t+5	t+6	t+7	t+8	t+9	t+10 이후
		<u>AA 지수</u>									
비정형-육체	정형	0.069**	0.076**	0.109**	0.092**	0.097**	0.083*	0.097*	0.177**	0.200**	0.270**
	비정형-인지	0.063	0.062	0.053	-0.086	0.022	0.032	0.074	0.072	0.015	0.180
		<u>A-K 지수</u>									
중위험군	고위험군	0.032+	0.036+	-0.011	0.042	0.028	-0.001	0.08*	0.029	0.009	0.062
	저위험군	0.022	0.013	-0.005	0.058	0.036	-0.009	0.061	0.05	-0.016	0.094
		<u>KNOW 지수</u>									
중위험군	고위험군	0.02	0.034	0.004	0.041	0.075*	0.039	0.075+	0.117*	0.068	0.164*
	저위험군	0.016	0.013	0.017	0.059+	0.044	0.057	0.067	0.081	0.004	-0.032

(다) 직무 유형 전환 전 상태 : 비정형-인지 혹은 저위험군

업무 유형		이직 후 차수									
전환 전	전환 후	t+1	t+2	t+3	t+4	t+5	t+6	t+7	t+8	t+9	t+10 이후
		<u>AA 지수</u>									
비정형-인지	정형	0.032	0.058+	0.042	0.07+	0.063	0.026	0.062	0.064	-0.133	-0.289*
	비정형-육체	-0.017	-0.053	-0.09*	-0.149**	0.046	-0.025	-0.051	0.078	-0.074	-0.706**
		<u>A-K 지수</u>									
저위험군	고위험군	0.042	0.069	0.074	0.077	0.203**	0.258**	0.225*	0.277*	0.17	0.43*
	중위험군	0.05*	0.069*	0.061+	0.068+	0.112**	0.094*	0.122*	0.091	0.007	-0.13
		<u>KNOW 지수</u>									
저위험군	고위험군	0.017	0.049	0.085	0.071	0.164+	0.216*	0.056	0.174	0.134	-0.398+
	중위험군	0.049+	0.052+	0.047	0.066	0.085+	0.094+	0.143*	0.126+	0.276**	0.259*

주: 유의확률 + < 0.1, * < 0.05, ** < 0.01

V. 결론

이 연구는 컴퓨터 기술발전 일자리 양극화에 미치는 영향을 분석하기 위해 한국노동패널 자료를 이용하여 직무 유형 전환에 따른 상대임금 변화를 살펴보았다. 직무 유형은 정형업무편향적 기술 변화 가설에 입각하여 간접적으로 도출된 AA 지수, 컴퓨터로 인한 일자리 대체가능성을 직접 측정한 A-K 지수(전문가 델파이 조사), KNOW 지수(재직 노동자 대상 조사) 등으로 구분하여 측정하였다.

기초통계량을 통해 나타난 고용 및 임금 분포 추이를 살펴본 결과, 중간 숙련(정형업무-고위험군) 일자리 감소도 뚜렷하지 않으며, 코로나19 기간을 제외하더라도 뚜렷한 임금 양극화 추세를 확인하기 어려웠다. 이런 결과는 패널고정효과 모형을 이용한 직무 유형 전환 분석에서도 마찬가지로 나타났다. AA(2011)의 방법론에 근거한 일부 직무 유형(정형 → 비정형-육체)에서 그나마 RBTC이론에 가까운 결과가 도출되었지만, 통계적 유의성 측면에서 매우 강건한 결과라고 보기 어려울 것 같다. 오히려 일부 분석 결과에서는 숙련 상향(비정형-육체 → 정형)을 지지하는 결과가 도출되기도 했다. 컴퓨터에 의한 미래 일자리 대체가능성을 측정하는 방법을 적용한 결과는 전반적으로 일관된 흐름을 확인하기 어려웠으며, 통계적 유의성도 대체로 높지 않았다.

그렇다면 한국에서 컴퓨터 기술발전으로 인해 중간 숙련 일자리가 감소하고, 일자리 분포가 양극화되고 있다고 보기 어려운 것일까? 이런 결과를 확정하기 위해서는 본문에서 제기한 몇 가지 이슈에 대해서 보완적인 분석이나 추가적인 연구가 필요할 것 같다.

첫째, 분석 대상 기간 상의 문제다. 이 연구의 분석 대상 기간인 2010년대는 컴퓨터화로 인한 직무의 급격한 변화가 진행된 국면이 아닐 수 있다. 전병유·정세은(2017)은 일자리 양극화가 주로 90년대 초부터 2008년 금융위기 전까지 나타난 현상이라고 지적한 바 있는데, [부도 1]의 직종별 고용 추이에서도 이런 경향이 나타나고 있다. 즉 2009년까지는 전문직과 사무직 비중의 급격한 증가와 기계 및 관련 기능종사자의 감소가 서로 대비되는 경향이 나타났다. 2010년대 이후로는 이런 경향이 매우 완만한 국면으로 접어들었다.

둘째, 자료의 대표성 문제다. 패널의 표본이탈이나, 추가표집 자료를 종단적으로 연결하는 과정에서 직무 구조의 변화가 제대로 반영되지 않았거나 왜곡되었을 가능성이 있다. 본문에서 제시하지는 않았지만, 추가표본의 처리, 가중치의 적용 등을 일부 변경하더라도 목적변수의 추정 결과는 크게 변화하지 않았다. 더불어 <부표 4>에서 제시하고 있듯이, KLIPS와 경제활동인구 조사의 표준직업대분류 기준 고용분포 비중 및 추이는 크게 다르지 않았다.

셋째, 지수 구성 방법 상의 엄밀성이나 측정오차 문제다. AA 지수 구성 과정에서 사용하는 요인 분석이나 군집 분석 등의 과정들은 포함되는 변수의 특성이나 세부적인 분석옵션에 따라 상이한 결과가 도출될 수 있다. KNOW 지수는 다른 지수들과 고용분포 측면에서 가장 이질적이다. 이 역시 대체확률 추정식에서 임의 표집 자료의 한계를 보완하기 위한 노력이 충분했는지 꼼꼼하게 검증할 필요가 있다.

넷째, 서로 층위가 다른 이질적인 자료들을 매칭하는 과정상의 문제다. 이 연구에서는 표준직업 분류 3자리를 기준으로 KNOW 자료와 KLIPS 자료를 연결했기 때문에 표본 구성의 차이가 적절하게 보정되지 않았을 가능성이 있다. 김수현(2020) 등에서 사용한 Hainmueller(2012)의 엔트로피 균형 방법을 통해 관측 가능한 일자리 특성들을 매칭 가중치로 활용하는 방법이 대안이 될 수 있다. 이는 추가적인 분석을 통해 보완할 것이다.

다섯째, 코로나19의 효과에 대해서는 별도의 연구가 필요할 것으로 보인다. Jaimovich and Siu(2020)에 따르면 정형 업무(중간 숙련)의 고용감소와 일자리 양극화는 불황기에 집중된다는 결과를 제시한 바 있다. 기초통계량에서 볼 수 있듯이 고용측면에서는 정형 업무에서 이런 경향성이 일부 보이기는 했지만, 코로나19와 같이 대면 활동에 부정적인 영향을 미치는 불황기에는 직무유형에 따라 고용 및 임금 변화도 다른 양상을 보일 수 있다.

마지막으로 이 연구를 포함한 기존의 실증연구들이 직무를 지나치게 단순화하고 있지 않은가에 대한 질문을 던진다. KNOW 조사의 질문과 응답을 살펴보면 어떤 직무들은 반복적이면서도 상호관계적이고 육체적인 노동의 성격을 동시에 갖는다. 즉 정형업무와 비정형-육체, 비정형-인지 업무 간의 경계가 모호한 직무들이 적지 않다. 물론 통계적인 척도를 통해 서열화하거나 유형화하는 방법 자체가 애초에 이런 한계를 가진다는 점을 모르지는 않지만 ‘간명성’의 관점에서 사용하는 것이다. 그럼에도 경계적 영역들이 사소하거나 무시해도 좋을 정도라고 치부하기에는 직무 자체의 다차원성이나 복잡성에 대한 지식과 연구들이 턱없이 부족하다. 경제학적 분석의 결과가 외적 타당성을 높이기 위해서라도 직무·직업·숙련에 대한 다른 사회과학 분야와의 교류와 협업이 확대될 필요가 있다.

참고문헌

- 김민영·임업(2020). 업무편향적 기술변화와 도시 규모에 따른 도시 간 고용 및 임금 격차, 『한국지역개발학회지』, 제32권 제2호, pp. 5~28.
- 김남주(2015). 중숙련(middle-skill) 일자리 감소가 고용없는 경기회복에 미치는 영향에 관한 연구, 한국노동경제학회, 노동경제논집, 38권 3호, pp. 53~95
- 김세움·고선·조영준(2014). 『기술진보의 노동시장에 대한 동태적 영향』, 한국노동연구원.
- 김세움(2015). 『기술진보에 따른 노동시장 변화와 대응』, 한국노동연구원.
- 김수현(2021). 『자동화 기술 발전에 따른 노동력 대체 가능성 분석』, 한국고용정보원.
- 김안국(2014). 직업이동의 구조분석-일 성격의 루틴/비루틴 기준을 중심으로, 제11회 한국노동패널 학술대회, 한국노동연구원.
- 김한준·양병화·장현아(2016). 『2016 한국직업정보 개선연구』, 기본연구 2016-04, 한국고용정보원.
- 박가열·천영민·홍성민·손양수(2016). 『기술변화에 따른 일자리 영향 연구』, 한국고용정보원.
- 성재민(2014). 『임금불평등 추세와 원인에 대한 연구』, 한국노동연구원, pp. 64~108.
- _____ (2014). 업무특성과 일자리 변동: 2008년 이후 최근 추세, 『월간노동리뷰』, 2014년 11월호, pp. 51~63.
- 이시균·정재현·김수현·홍현균·정순기·방글·공정승·이혜연·김영달·엄미정·정현준·이학기·이용호·김재진(2019), 『기술혁신을 반영한 장기 인력수요 전망 2018-2035』, 한국고용정보원.
- 이시균·김수현·성재민·정성미(2020). 『기술혁신이 고용구조 변화에 미치는 효과』, 한국고용정보원.
- 전병유(2013). 한국의 노동시장 양극화와 저임금근로, 황덕순 외(2013) 제3장, pp. 24-41.
- 전병유·정세은(2017). 일자리 분포의 변화와 동인에 관한 연구: 1993~2016년, 『경제발전연구』, 제23권, pp. 31~58.
- 조성철(2019). 지역별 제조업 고용변화에 대한 자동화와 세계화의 영향, 『한국경제지리학회지』 제22권 제3호, pp. 274~290.
- 지상훈(2020). 일자리의 인지적 숙련 수준과 이직, 『월간노동리뷰』, 2020년 10월호, pp. 55~72.
- 최기성·이은수(2021). 『2020 한국의 직업정보 - 2020 KNOW 연구보고서 -』 기본사업 2021-029, 한국고용정보원.
- 최영섭·채창균·황규희·정재호·장혜원(2017), 『인력양성 패러다임의 전환에 대한 대응(2017)』, 한국직업능력개발원.
- 황덕순 외(2013). 『노동시장 양극화 해소방안 연구:저임금근로를 중심으로』, 한국노동연구원.
- 황수경(2007). 『한국의 숙련구조 변화와 핵심기능인력의 탐색』, 한국노동연구원.
- 황수경(2019). 『기술 진보와 숙련구조의 변화』, 한국개발연구원.
- Acemoglu, D. and Autor, D. (2011). "Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings", *Handbook of Labor Economics* 4b, pp. 1043 - 1171.

- Arntz, M., T. Gregory and U. Zierahn (2016). “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis”, *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No. 189, OECD Publishing, Paris. <http://dx.doi.org/10.1787/5j1z9h56dvq7-en>
- Autor, David H., Lawrence F. Katz, and Melissa S. Kearney. (2006). “The Polarization of the U.S. Labor Market”, *American Economic Review* 96(2): 189 - 94.
- Autor, David H., Lawrence F. Katz, and Melissa S. Kearney. (2008). “Trends in U.S. Wage Inequality: Revising the Revisionists”, *Review of Economics and Statistics* 90(2): 300 - 323.
- Autor, D. H. and Dorn, D. (2009). “This job is “getting old:” Measuring changes in job opportunities using occupational age structure”, *American Economic Review*, 99(2), 45 - 51.
- Autor, D. H. and Dorn, D. (2013). “The growth of low skill service jobs and the polarization of the US labor market”, *American Economic Review*, 103(5), 1553 - 1597.
- Autor, D. H., Levy, F. and Murnane, R. J. (2003). “The skill content of recent technological change. An empirical exploration”, *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279 - 1333.
- Böhm, M. (2020): “The price of polarization: Estimating task prices under routine-biased technical change,” *Quantitative Economics*.11(2) : 761-799.
- Böhm, M., Hans-Martin. von Gaudecker and F. Scharn (2019). “Occupation Growth, Skill Prices, and Wage Inequality”, *IZA Discussion Paper Series* No. 12647.
- Cavaglia, Chiara and Ben Etheridge(2017). “Job Polarization, Task Prices and the Distribution of Task Returns”, *ISER Working Paper Series*, No. 2017-09, University of Essex.
- Cortes, G. M. (2016). “Where have the middle-wage workers gone? a study of polarization using panel data”, *Journal of Labour Economics*, 34: 63 - 105.
- Frey, C.B. and M.A. Osborne (2013). *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?*, University of Oxford.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). “Job polarization in Europe”, *American Economic Review*, 99(2), 58 - 63.
- Hainmueller J (2012). “Entropy Balancing for Causal Effects: A Multivariate Reweighting Method to Produce Balanced Samples in Observational Studies”, *Political Analysis*, 20(1), 25 - 46.
- Jaimovich, Nir and Henry E. Siu(2020) ”Job Polarization and Jobless Recoveries”, *The Review of Economics and Statistics*, 102(1): 129-147.
- Katz, Lawrence and K. Murphy, (1992). ”Changes in relative wages: supply and demand factors”, *Quarterly Journal of Economics* CVII, 35 - 78.

Sebastian, R and F. Biagi (2018). “The Routine Biased Technical Change Hypothesis: A Critical Review”, *JRC Technical Reports*, EC.

Papke, L.E. and J.D. Wooldridge(1996), “Econometric Methods for Fractional Response Variables with an Application to 401(K) Plan Participation Rates”, *Journal of Applied Econometrics*, 11: 619–632.

Terzidis and Ortega-Arigo(2021). “Employment Polarization in Regional Labor Markets: Evidence from the Netherlands”, *Regional Science* 61:971–1001.

<부표 1> 한국직업정보(KNOW) 자료

	업무활동 (2017, 2021년)	업무환경 ·흥미(2018년)	성격·지식 (2019년)	업무수행능력 ·가치관(2020년)
개요	2016년 시범조사 후 2017년부터 본격조사 적용	대인관계특성, 물리적 환경, 업무 특성, 흥미	영역별 지식 및 성격	능력문항과 스킬문항을 통합, 직업가치관 평가
주요 내용	정보수집, 사물, 행동, 사건과약, 절차, 자료, 주변 환경 등 => 유형화: 대인관계: 16문항, 정보수집 및 의사결정 13개 문항, 기계장비 운영, 8개 문 항, 정보처리 4개 문 항	<대인관계> 대인접촉, 타인과의 상호작용, 갈 등 상황 등 <물리적 환경> 실내/ 외 근무, 위험노출 등 <업무특성> 반복적 인체/정신적 활동 등, 4차산업혁명기술사용 <흥미> 현실형, 탐구 형, 등 6가지 유형	<지식> 교육, 훈련, 경 험을 통해 습득되는 정 보로 수학, 국어, 영어 등 분야별로 측정 <성격> 직무수행에 미 치는 성취지향, 스트레 스감내성, 도전의식, 리 더쉽, 독립심 등	<업무수행능력> 읽기, 듣기, 쓰기, 말하기, 수 리력, 창의력, 기억력, 논리력, 창의력, 추리력, 집중력, 설득, 협상, 문 제해결, 시력, 청력 등 <가치관> 성취, 이타, 개인지향, 경제적 보상 등
문항 수	41개 문항 중요도 5점척도, 수준 7점 척도	업무환경 : 57개 문항 5점 척도 흥미 : 6개 문항 5점 척도	지식 : 33개 문항 중요도 5점, 수준 7점 척도 성격 : 16개 문항 중요도 5점 척도	업무수행능력 :44개 문항 중요도 5점, 수준 7점 척도 가치관:13개 문항 중요도 5점 척도
공통 문항	노동시장 관련문항 일자리특성, 교육수준, 자격, 향후 일자리변화 등	노동시장 관련문항 일자리특성, 교육수준, 자격, 향후 일자리변화 등	노동시장 관련문항 일자리특성, 교육수준, 자격, 기계장비대체, 향후 일자리변화 등	노동시장 관련문항 일자리특성, 교육수준, 자격, 기계장비대체 가능성 , 향후 일자리변화 등
	2017년, 632개 직업 20,688명	600개 직업 18,176명	570개 직업 17,143명	537개 직업 16,244명

자료 : 워크넷, 한국직업정보(KNOW) 재직자 조사

<부표 2> AA지수 산출을 위한 O*net과 KNOW 매칭표

	O*NET			KNOW		
	문항	항목	조사년도	문항	항목	변수명
Non-routine cognitive: Analytical 비정형-인지:분석적	4.A.2.a.4 Analyzing data/information	Work Activities	2017	9. 정보, 자료 분석	일반업무활동	aq1_1
	4.A.2.b.2 Thinking creatively	Work Activities	2017	11. 창조적 생각	일반업무활동	aq11_1
	4.A.4.a.1 Interpreting information for others	Work Activities	2017	25. 정보의 의미 해석	일반업무활동	aq25_1
	4.A.4.a.4 Establishing and maintaining personal relationships	Work Activities	2017	28. 대인관계 유지	일반업무활동	aq28_1
	4.A.4.b.4 Guiding, directing and motivating subordinates	Work Activities	2017	36. 부하 직원에게 업무안내, 지시, 동기부여	일반업무활동	aq36_1
Non-routine cognitive: Interpersonal 비정형-인지: 상호작용적	4.A.4.b.5 Coaching/developing others	Work Activities	2017	37. 사람들의 능력 개발, 지도	일반업무활동	aq37_1
	4.C.3.b.7 Importance of repeating the same tasks	Work Context	2018	31. 반복동작	업무환경	cq42
	4.C.3.b.4 Importance of being exact or accurate	Work Context	2018	41. 업무특성 / 정확성, 정밀성 유지	업무환경	cq41
Routine cognitive 정형-인지적	4.C.3.b.8 Structured v. Unstructured work (reverse)	Work Context	2018	자동화 정도	업무환경	cq40
	4.C.3.d.3 Pace determined by speed of equipment	Work Context	2018	45. 업무특성 / 장비 속도에 보조맞추기	업무환경	cq45
Routine manual 정형-매뉴얼	4.A.3.a.3 Controlling machines and processes	Work Activities	2017	18. 기계장치 제어	일반업무활동	aq18_1
	4.C.2.d.1.i Spend time making repetitive motions	Work Context	2014	31. 반복동작*(중복으로 제외)	업무환경	eq32

<부표 2> AA지수 산출을 위한 O*net과 KNOW 매칭표(계속)

O*NET		KNOW			
문항	항목	조사년도	문항	항목	변수명
Non-routine manual physical 비정형-매뉴얼 육체적	4.A.3.a.4 Operating vehicles, mechanized devices, or equipment	2017	20.차량, 기계, 장비 작동	일반업무활동	aq20_1
	4.C.2.d.1.g Spend time using hands to handle, control or feel objects, tools or controls	2018	34. 물리적환경 / 사물, 도구, 조종 장치를 다루기 위해 손사용	업무환경	cq34
	1.A.2.a.2 Manual dexterity	2020	38. 정교한 동작	업무수행능력	saq38_1
	1.A.1.f.1 Spatial orientation	2020	10. 공간지각력	업무수행능력	saq10_1
	4.C.1.a.2.1 Face to face discussions (reverse)	2018	1. 사람들과 직접 접촉	업무환경	cq1
	4.A.4.a.5 Assisting and Caring for Others (reverse)	2017	29. 사람들을 배려, 돌봄	일반업무활동	aq29_1
	4.A.4.a.8 Performing for or Working Directly with the Public (reverse)	2017	32. 업무상 사람들을 직접응대	일반업무활동	aq32_1
	4.A.1.b.2 Inspecting Equipment, Structures, or Material (reverse)	2017	4. 장비, 건축물, 자재 검사	일반업무활동	aq4_1
	4.A.3.a.2 Handling and Moving Objects (reverse)	2017	17. 물건 조종, 운반	일반업무활동	aq17_1
	4.A.3.b.4 0.5*Repairing and Maintaining Mechanical Equipment (reverse)	2017	22. 기계장비 유지 보수	일반업무활동	aq22_1
Offshorability 외주가능성	4.A.3.b.5 0.5*Repairing and Maintaining Electronic Equipment (reverse)	2017	23. 전자장비 유지 보수	일반업무활동	aq23_1

<부표 3> 패널고정효과모형 분석 결과

	이직 전 상태 : 정형 혹은 고위험군			이직 전 상태 : 비정형-육체 혹은 중위험군			이직 전 상태 : 비정형-인지 혹은 저위험군		
	AA 지수 coeff.	A-K 지수 coeff.	KNOW 지수 coeff.	AA 지수 coeff.	A-K 지수 coeff.	KNOW 지수 coeff.	AA 지수 coeff.	A-K 지수 coeff.	KNOW 지수 coeff.
업무 유형									
2유형	0.018** (0.014)	0.035** (0.013)	0.01 (0.014)	0.003 (0.016)	0.022** (0.013)	0.029** (0.013)	0.019* (0.020)	0.005 (0.026)	0.050** (0.039)
3유형	0.046** (0.021)	0.012* (0.031)	-0.083** (0.031)	0.011+ (0.039)	0.021** (0.022)	-0.007+ (0.016)	0.018+ (0.027)	0.055** (0.018)	0.062** (0.021)
이직 후 차수									
17	0.016** (0.006)	0.019** (0.007)	0.018** (0.009)	0.016** (0.008)	0.018** (0.007)	0.017** (0.005)	0.01 (0.010)	0.008 (0.009)	0.013** (0.011)
27	0.018** (0.007)	0.024** (0.008)	0.029** (0.010)	0.025** (0.009)	0.025** (0.008)	0.019** (0.006)	0.014* (0.011)	0.011* (0.010)	0.020** (0.013)
37	0.022** (0.007)	0.031** (0.009)	0.040** (0.011)	0.035** (0.010)	0.035** (0.008)	0.024** (0.007)	0.025** (0.012)	0.016** (0.012)	0.029** (0.014)
47	0.021** (0.008)	0.028** (0.010)	0.044** (0.012)	0.036** (0.011)	0.035** (0.009)	0.023** (0.007)	0.026** (0.013)	0.016** (0.013)	0.027** (0.015)
57	0.022** (0.009)	0.030** (0.011)	0.046** (0.013)	0.035** (0.011)	0.036** (0.010)	0.025** (0.008)	0.024** (0.014)	0.014** (0.014)	0.019** (0.017)
67	0.019** (0.010)	0.024** (0.012)	0.046** (0.015)	0.036** (0.012)	0.038** (0.011)	0.021** (0.009)	0.028** (0.016)	0.018** (0.016)	0.020** (0.018)
77	0.018** (0.011)	0.024** (0.013)	0.041** (0.016)	0.034** (0.013)	0.036** (0.012)	0.022** (0.010)	0.025** (0.017)	0.013* (0.017)	0.017** (0.019)
87	0.020** (0.012)	0.025** (0.014)	0.044** (0.017)	0.035** (0.014)	0.038** (0.013)	0.024** (0.011)	0.025** (0.018)	0.014* (0.018)	0.016** (0.021)
97	0.017** (0.014)	0.023** (0.015)	0.043** (0.018)	0.035** (0.015)	0.036** (0.014)	0.021** (0.012)	0.022** (0.020)	0.012* (0.020)	0.014** (0.022)
107	0.015** (0.013)	0.024** (0.014)	0.057** (0.017)	0.047** (0.014)	0.050** (0.013)	0.023** (0.011)	0.030** (0.019)	0.016* (0.020)	0.016** (0.020)
업무 유형 2*이직 후 차수									
2유형*17	0.029 (0.019)	0.003 (0.018)	0.035+ (0.020)	0.069** (0.021)	0.032+ (0.018)	0.02 (0.018)	0.032 (0.027)	0.042 (0.036)	0.017 (0.054)
2유형*27	0.061** (0.021)	0.013 (0.021)	0.035 (0.022)	0.076** (0.025)	0.036+ (0.020)	0.034 (0.021)	0.058+ (0.032)	0.069 (0.043)	0.049 (0.062)
2유형*37	0.029 (0.024)	0.028 (0.023)	0.04+ (0.024)	0.109** (0.028)	-0.011 (0.023)	0.004 (0.024)	0.042 (0.038)	0.074 (0.049)	0.085 (0.070)
2유형*47	0.089** (0.027)	0.052* (0.025)	0.011 (0.027)	0.092** (0.032)	0.042 (0.026)	0.041 (0.029)	0.07+ (0.042)	0.077 (0.056)	0.071 (0.083)
2유형*57	0.094** (0.031)	0.029 (0.029)	0.037 (0.030)	0.097** (0.036)	0.028 (0.030)	0.075* (0.034)	0.063 (0.049)	0.203** (0.069)	0.164+ (0.093)
2유형*67	0.054 (0.035)	0.058+ (0.033)	0.068* (0.033)	0.083* (0.040)	-0.001 (0.034)	0.039 (0.039)	0.026 (0.052)	0.258** (0.074)	0.216* (0.099)
2유형*77	0.059 (0.041)	0.032 (0.039)	0.025 (0.039)	0.097* (0.047)	0.08* (0.039)	0.075+ (0.045)	0.062 (0.063)	0.225* (0.103)	0.056 (0.118)
2유형*87	0.089+ (0.046)	0.1* (0.046)	0.089+ (0.045)	0.177** (0.054)	0.029 (0.044)	0.117* (0.051)	0.064 (0.077)	0.277* (0.122)	0.174 (0.118)
2유형*97	-0.027 (0.059)	0.106+ (0.061)	0.056 (0.054)	0.2** (0.063)	0.009 (0.050)	0.068 (0.063)	-0.133 (0.086)	0.17 (0.159)	0.134 (0.167)
2유형*107	0.082 (0.063)	0.103 (0.066)	0.03 (0.059)	0.27** (0.072)	0.062 (0.058)	0.164* (0.077)	-0.289* (0.144)	0.43* (0.188)	-0.398+ (0.240)
업무 유형 3*이직 후 차수									
3유형*17	-0.009 (0.028)	0.012 (0.041)	0.106* (0.044)	0.063 (0.055)	0.022 (0.029)	0.016 (0.023)	-0.017 (0.035)	0.05* (0.024)	0.049+ (0.027)
3유형*27	0.012 (0.033)	0.076 (0.048)	0.136** (0.050)	0.062 (0.062)	0.013 (0.034)	0.013 (0.026)	-0.053 (0.041)	0.069* (0.027)	0.052+ (0.032)
3유형*37	0.009 (0.037)	0.119* (0.052)	0.155** (0.053)	0.053 (0.066)	-0.005 (0.039)	0.017 (0.029)	-0.09* (0.045)	0.061+ (0.032)	0.047 (0.036)

주 : 유의확률 + < 0.1, * < 0.05, ** < 0.01

<부표 3> 패널고정효과모형 분석 결과(계속)

	정형 혹은 고위험군 진입자				비정형육체 혹은 중위험군 진입자				비정형-인지 혹은 저위험군 진입자			
	AA 계수 coeff. s.e	A-K 계수 coeff. s.e	KNOW 계수 coeff. s.e	지수 s.e	AA 계수 coeff. s.e	A-K 계수 coeff. s.e	KNOW 계수 coeff. s.e	지수 s.e	AA 계수 coeff. s.e	A-K 계수 coeff. s.e	KNOW 계수 coeff. s.e	지수 s.e
3유형*4기	0.089 (0.043)	0.088 (0.062)	0.042 (0.057)		-0.086 (0.074)	0.058 (0.047)	0.039+ (0.034)		-0.149** (0.054)	0.088+ (0.036)	0.066 (0.042)	
3유형*5기	0.055 (0.051)	0.157* (0.067)	0.166** (0.064)		0.022 (0.081)	0.036 (0.051)	0.044 (0.039)		0.046 (0.067)	0.112** (0.040)	0.085+ (0.047)	
3유형*6기	-0.047 (0.060)	0.073 (0.083)	0.176* (0.069)		0.032 (0.090)	-0.009 (0.054)	0.057 (0.045)		-0.025 (0.076)	0.094* (0.045)	0.094+ (0.053)	
3유형*7기	0.147* (0.075)	0.165 (0.115)	0.178* (0.076)		0.074 (0.101)	0.061 (0.070)	0.067 (0.055)		-0.051 (0.087)	0.122* (0.052)	0.143* (0.061)	
3유형*8기	0.09 (0.086)	0.237+ (0.154)	0.06 (0.085)		0.072 (0.130)	0.05 (0.080)	0.081 (0.060)		0.078 (0.101)	0.091 (0.060)	0.126+ (0.068)	
3유형*9기	0.165 (0.111)	0.279+ (0.154)	0.06 (0.094)		0.015 (0.149)	-0.016 (0.091)	0.004 (0.082)		-0.074 (0.126)	0.007 (0.080)	0.276** (0.103)	
3유형*10기	0.226* (0.098)	0.556** (0.161)	0.353** (0.094)		0.18 (0.186)	0.094 (0.091)	-0.032 (0.118)		-0.706** (0.165)	-0.13 (0.100)	0.239* (0.110)	
혼인상태(미혼=1)												
기혼 유배우	0.075** (0.013)	0.107** (0.019)	0.188** (0.020)		0.149** (0.020)	0.101** (0.014)	0.093** (0.011)		0.090** (0.015)	0.076** (0.015)	0.041** (0.023)	
별거	0.007+ (0.037)	0.017** (0.041)	0.048** (0.046)		0.027** (0.043)	0.007 (0.040)	0.009* (0.032)		0.013 (0.067)	0.006 (0.063)	-0.010+ (0.077)	
이혼	0.047** (0.023)	0.049** (0.028)	0.111** (0.031)		0.081** (0.030)	0.038** (0.024)	0.058** (0.020)		0.035** (0.042)	0.030** (0.047)	0.008 (0.052)	
사별	0.023** (0.031)	0.038** (0.034)	0.052** (0.046)		0.035** (0.040)	0.016 (0.039)	0.039** (0.029)		0.022+ (0.102)	-0.013 (0.072)	-0.035** (0.055)	
교육더미(중졸이하=1)												
고졸	0.309** (0.080)	0.275** (0.081)	0.229 (0.214)		0.384** (0.178)	0.534** (0.242)	0.350** (0.075)		-0.065 (0.072)	-0.381** (0.068)	0.301* (0.304)	
전문대졸	0.396** (0.085)	0.364** (0.088)	0.289* (0.219)		0.409** (0.185)	0.522** (0.245)	0.449** (0.079)		-0.135** (0.046)	-0.424** (0.039)	0.325* (0.319)	
대졸	0.828** (0.087)	0.591** (0.085)	0.361** (0.227)		0.354** (0.196)	0.783** (0.247)	0.801** (0.081)		-0.046+ (0.029)	-0.147** (0.026)	0.756** (0.320)	
석사이상	0.382** (0.092)	0.141** (0.161)	0.066* (0.389)		0.088** (0.231)	0.305** (0.249)	0.317** (0.086)		0 ()	0 ()	0.607** (0.322)	
유노조 = 1	0.035** (0.010)	0.034** (0.015)	0.028** (0.017)		0.021** (0.018)	0.037** (0.011)	0.033** (0.009)		0.043** (0.011)	0.032** (0.011)	0.033** (0.017)	
노조가입 = 1	0.008* (0.012)	0.013* (0.018)	0.016+ (0.019)		0.014+ (0.020)	0.004 (0.013)	0.006 (0.011)		-0.004 (0.014)	-0.003 (0.014)	0.001 (0.023)	
총사상 지위(사용직=1)												
임시직	-0.132** (0.008)	-0.092** (0.010)	-0.067** (0.013)		-0.043** (0.013)	-0.038** (0.011)	-0.114** (0.008)		-0.115** (0.018)	-0.153** (0.015)	-0.114** (0.018)	
일용직	-0.038** (0.014)	-0.102** (0.014)	-0.133** (0.016)		-0.070** (0.016)	-0.074** (0.017)	-0.092** (0.013)		-0.032** (0.049)	-0.055** (0.035)	-0.036** (0.043)	
고용주/경영자	-0.003 (0.009)	0.008 (0.011)	0.006 (0.015)		-0.008 (0.013)	-0.014+ (0.011)	0.032** (0.009)		0.018+ (0.019)	-0.021* (0.016)	-0.079** (0.018)	
무급가족종사자	0 ()	0.012** (0.300)			0.007+ (0.193)	-0.002 (0.234)	0 (0.235)				0.015** (0.328)	
근속년수(월)	0.128** (0.000)	0.046** (0.000)	0.045** (0.000)		-0.013 (0.000)	0.080** (0.000)	0.133** (0.000)		0.290** (0.000)	0.227** (0.000)	0.075** (0.000)	
사례 수	41200	32220	16540		24498	29016	43966		10809	15249	16086	
rho	0.766	0.790	0.752		0.781457	0.756	0.760		0.74572	0.765	0.740	
u_i=0: F	15.26 **	18.53 **	17.05 **		21.15 **	17.09 **	16.11 **		16.5 **	15.74 **	15.2 **	

주 : 유의확률 + < 0.1, * < 0.05, ** < 0.01

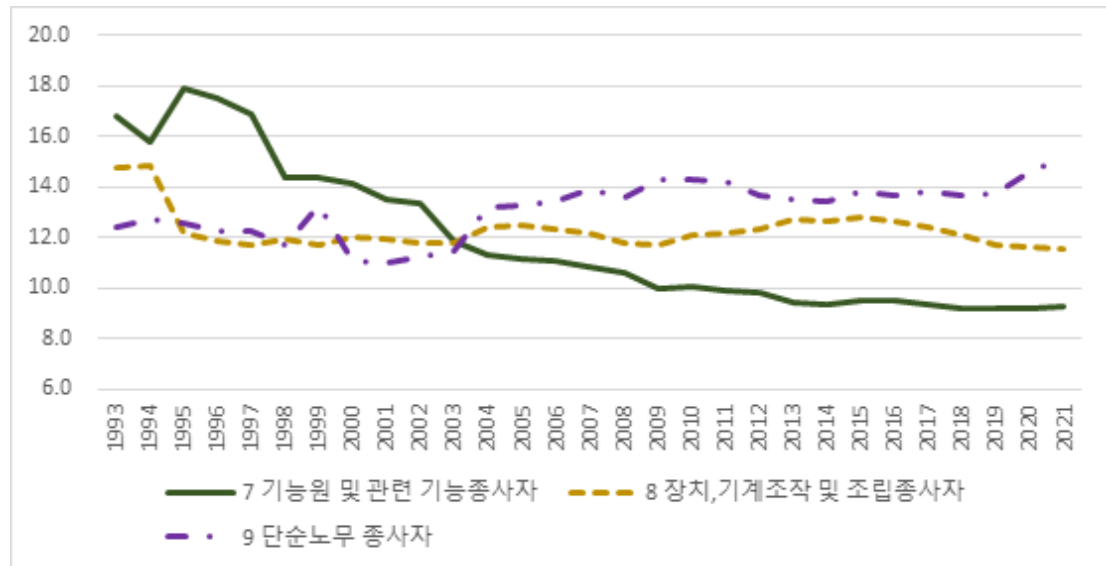
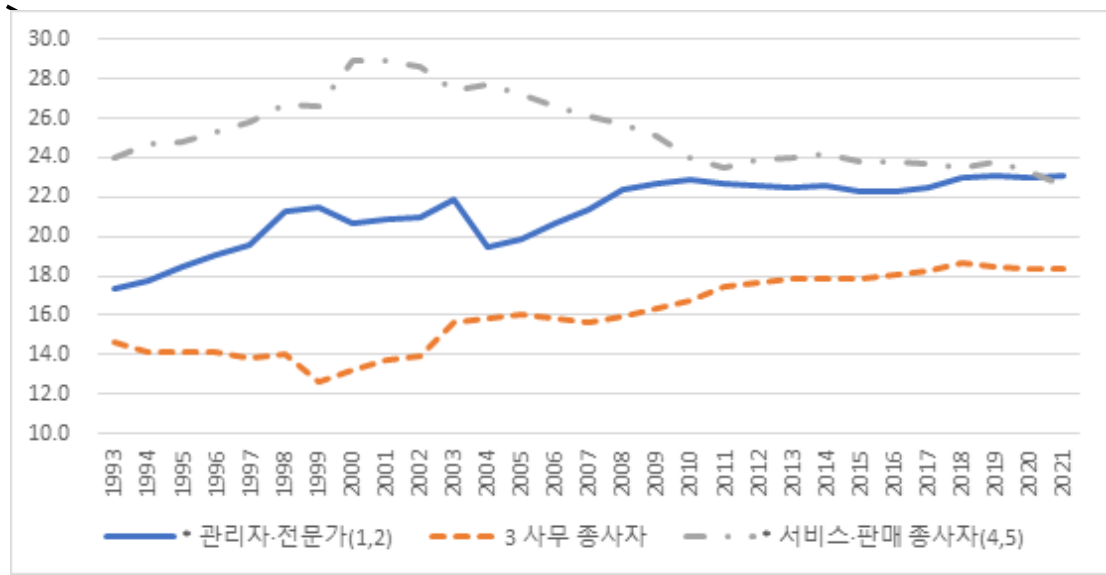
<부표 4> KLIPS와 경제활동인구조사의 직업대분류 고용비중 비교

	한국노동패널조사				경제활동인구조사												
	관리자· 전문가 (1,2)	3 사무 종사자	서비스· 판매 종사자 (4,5)	7 기능원 및 관련 기능종 사자	8 장치,기 제조작 및 조립종 사자	9 단순 무 종사자	진체	8 장치,기 제조작 및 조립종 사자	9 단순 무 종사자	진체							
2009년	20.7	15.8	23.4	6.0	11.5	12.9	9.7	100.0	2009년	21.2	15.3	23.4	6.5	9.3	11.0	13.3	100.0
2010년	21.3	15.6	22.8	6.0	11.3	12.9	10.1	100.0	2010년	21.5	15.7	22.5	6.1	9.4	11.3	13.4	100.0
2011년	21.3	16.1	22.7	5.9	11.4	12.3	10.4	100.0	2011년	21.4	16.5	22.1	5.9	9.3	11.5	13.4	100.0
2012년	21.7	15.7	23.3	5.7	11.4	12.1	10.3	100.0	2012년	21.3	16.7	22.5	5.7	9.3	11.6	12.9	100.0
2013년	21.4	16.2	23.1	5.5	11.2	12.0	10.6	100.0	2013년	21.2	16.9	22.6	5.6	8.9	12.0	12.7	100.0
2014년	21.8	16.2	23.0	5.5	11.2	12.0	10.4	100.0	2014년	21.4	16.9	22.9	5.2	8.8	12.0	12.7	100.0
2015년	22.1	16.3	23.5	5.3	11.4	11.8	9.7	100.0	2015년	21.2	17.0	22.7	4.8	9.1	12.2	13.1	100.0
2016년	22.2	16.7	23.4	5.1	10.9	11.5	10.2	100.0	2016년	21.3	17.3	22.8	4.5	9.1	12.1	13.0	100.0
2017년	22.2	16.9	23.3	4.8	10.9	11.4	10.5	100.0	2017년	21.5	17.4	22.6	4.5	8.9	11.9	13.2	100.0
2018년	22.8	16.9	22.8	4.6	10.9	11.7	10.4	100.0	2018년	21.9	17.8	22.4	4.7	8.8	11.6	13.0	100.0
2019년	22.9	17.4	22.6	4.4	10.5	11.7	10.4	100.0	2019년	22.0	17.5	22.7	4.9	8.7	11.2	13.0	100.0
2020년	23.1	17.2	22.5	4.4	10.8	11.6	10.5	100.0	2020년	21.8	17.4	22.1	5.1	8.7	11.0	13.8	100.0
2021년	23.2	17.6	22.5	4.4	10.5	11.2	10.7	100.0	2021년	21.9	17.4	21.4	5.1	8.8	10.9	14.4	100.0

주: KLIPS 자료의 직업대분류별 고용비중은 이 연구를 위해 구성된 표본에 근거하여 산출한 값이므로 원자료 값과는 다를 수 있음
 자료: 통계청, KOSIS, 경제활동인구조사 직업별 취업자, 각 연도 자료로부터 산출

[부도 1] 직업 대분류별 고용비중 변화 추이

(단위 : 비중, %)



자료 : 통계청, KOSIS, 경제활동인구조사 직업별 취업자, 각 연도 자료로 부터 산출

