

ICT 인력채용과 기업성과*

정 준 호**

2017~2021년 시계열 정보를 확보할 수 있는 '사람인' 사이트 구인공고와 기업의 성과를 연결하여 회귀분석을 한 결과, 교육과 경력, 기업 규모, 세부적인 직업, 산업, 연도, 지역 등을 통제 한 후에도 ICT 일자리 내 고숙련에 대한 구인공고가 기업 성과와 양(+)의 연관성이 있는 것으로 나타났다. 특히, SW 코딩 숙련과 컨설팅 및 기술 영업 숙련에 대한 수요가 높은 기업에서 1인당 매출액으로 측정된 생산성이 높다.

1. 머리말

기업이 요구하는 숙련 범주에는 다양성이 존재하고 이는 기업의 성과와 관련이 있을 수 있다. 이 글은 2017~2011년 기간에 '사람인' 채용공고 사이트에 게시된 온라인 구인공고 데이터를 수집·이용하여 기업의 숙련 요구 사항(requirements)과 동일 직업 내 숙련에 대한 노동시장의 수익률 차이를 분석한다. 온라인 구인공고 데이터는 기업, 직업, 산업, 소재지, 교육과 경력 요건, 기업의 개별 업무에 대한 숙련 수요 등의 다양한 정보를 포함하고 있어 기업의 숙련 수요의 다양성과 이에 따른 기업 간 성과의 차이를 분석하는 데 적합하고 유용한 데이터다. 직업의 범위가 방대하므로, Deming and Kahn(2018)의 분석이 전문직에 한정된 것처럼, 본 연구도 ICT 직업에 한정한다. ICT 직업은 최근 기술 변화를 선도하기 때문에 분석의 의의가 있다.

* 이 글은 장지연 외(2023), 『정보통신기술직의 숙련수요: 구인공고 텍스트 분석을 통한 시론』의 제4장을 요약·정리한 것이다.

** 강원대학교 교수(jhj33@kangwon.ac.kr).

II. 선행연구 검토

1990년대 이후 미국과 서유럽을 포함한 선진국에서 임금 불평등이 현저하게 증가했다. 이러한 임금 불평등의 원인으로 기술 변화를 지적하는 연구가 많다(Autor et al., 2003; Acemoglu and Autor, 2011). 대표적인 두 가지 가설은 ‘숙련 편향적 기술 변화(skill-biased technological change, 이하 SBTC)’와 ‘업무 편향적 기술 변화(task-biased technological change, 이하 TBTC)’다.

Katz and Murphy(1992)가 지적한 바와 같이, SBTC 가설은 특히 미국에서 1980년대 이후 ICT의 확산에 따른 대졸 근로자 임금의 상대적 증가를 설명하는 데 적실성이 있다. 미국에서 1980년대 이후 대졸 근로자 공급이 증가했음에도 이들의 임금 프리미엄이 상승했다(Acemoglu and Autor, 2011). 그 이유는 기술 확산에 따라 자료 가공, 그래픽 디자인, 또는 생산공정 모니터링과 관리 업무를 수행하는 대졸 근로자의 노동수요가 상대적으로 증가한 것에 기인한다(조성재 외, 2021). 이러한 연구들은 일반적으로 수행되는 업무 내용이 다른 직업 간 상대적 수요의 변화에 초점을 두고 있다. 즉, ICT 또는 컴퓨터의 가격 하락으로 루틴(routine) 집약적인 업무를 담당하는 직업에서는 고용과 임금이 감소하지만, 인지적 업무를 수행하는 직업에서는 이와 달리 임금이 증가한다는 것이다.

반면 TBTC 가설은 SBTC 가설을 보완한다. SBTC 가설이 중간 숙련이 줄어들고 고숙련과 저숙련 일자리가 동시에 증가한다는 일자리 양극화 가능성을 시사하기는 하지만(Wright and Dwyer, 2003; Goos et al., 2014), 직업별 고용 변화를 자세히 들여다보지 않고 고숙련 근로자의 임금 프리미엄 분석에 주로 관심을 집중한다. 따라서 SBTC 가설은 TBTC 가설과 달리 고숙련과 저숙련 일자리가 동시에 증가하는 일자리의 양극화 패턴을 설명하지 못한다.

TBTC 가설은 직업을 구성하는 업무 다양성에 초점을 둔다. 이 가설은 상이한 업무를 수행하는 데 개별 근로자 역량의 차이가 있으며 개별 근로자는 비교 우위가 있는 업무에 특화된다고 가정한다. 또한, 이 가설에서 기계는 개별 근로자처럼 비교 우위가 있는 업무를 수행한다(Autor et al., 2003; Acemoglu and Autor, 2011; Acemoglu and Restrepo, 2018a). 특히 기계는 중간 숙련의 근로자가 수행하는 업무에 비교 우위가 있다(조성재 외, 2021).

Atalay et al.(2020)이 보고하는 바와 같이, 직업을 업무의 다발로 이해한다면 직업 내 루틴 업무 비중이 줄어들고 있다. 그렇다고 해서 업무 자동화가 중간 숙련 업무를 줄이는 ‘대체 효과’로만 이어지는 것은 아니다. Acemoglu and Restrepo(2018b, 2019a)에 따르면, 자동화에 따라 새로운 업무가 창출되고 이에 부합하는 일자리가 늘어나는 ‘재취업 효과(re-instatement effect)’가 발생할 수 있다. 따라서 자동화에 따른 고용의 순효과는 자동화로 정해진 것이 아니다.

숙련과 업무에 관한 기존 연구는 직업 간 상대적 수요 변화의 원천으로 기술 변화에 초점을 두고 있다. 이를 통해 이들 연구는 직업 내 숙련 수요와 업무 구성이 시간이 지나면서 국가, 산업, 기업, 기술의 궤적에 따라 달라지고 있다는 것을 보여준다. 그럼에도 이들 연구가 이제까지 기술 활용과 숙련 구성의 변화 간 연관성을 명확히 해명했다고 볼 수는 없다(Cirera et al., 2021). 어떤 기업이 다양한 숙련을 요구하는지, 그리고 다양한 숙련 요구 사항이 상이한 기업의 성과와 얼마나 연관되어 있는지에 대한 연구가 미흡하다(De Marzo et al., 2023).

이러한 맥락에서 노동시장의 변동뿐만 아니라 기업의 숙련 요구 사항을 파악할 수 있는 온라인 구인공고 데이터를 이용한 연구들이 최근 등장하고 있다. 특히 미국을 사례로 Hershbein and Kahn(2016)이 글로벌 금융위기가 루틴 노동 절약적인 기술 채택을 촉진했는지를 분석하는데 Burning Glass Technologies의 온라인 구인공고 데이터를 처음 활용하였다. 그 이후 이 데이터에 기반한 숙련 수요의 변화를 분석한 연구가 여럿 있다(예: Deming and Kahn, 2018; Blair and Deming, 2020; Modestino et al., 2020; Acemoglu et al., 2022). 예를 들면, Deming and Kahn(2018)은 숙련 요구 사항의 직업 내 변화, 인지와 사회적 숙련과 기업 성과 간 정(+)의 연관성을 보고한다.

본 분석도 이러한 맥락에서 ICT 일자리 내 상이한 숙련 요구 사항이 기업 성과에 유의한 어떤 영향을 미치는지를 분석하고, 일자리와 숙련의 변화에서 기업 특성이 유의한 역할을 한다는 선행 연구를 보완하고자 한다.

III. 자료와 분석 방법

1. 자료

온라인 구인공고 데이터를 활용하는 Deming and Kahn(2018)과 De Marzo et al.(2023)의 연구처럼, 이 글의 분석도 온라인 구인공고 데이터와 기업의 재무제표 자료를 이용하고 이들을 결합한다. 온라인 구인공고 데이터는 임금을 명시하지 않거나 정확하지 않으므로(Marinescu and Wolthoff, 2020), 개별 기업 성과에 관한 자료는 통상 외부 자료를 가져와 온라인 구인공고 데이터와 매칭한다.

본 연구에서 이용하는 온라인 구인공고 데이터는 2016년 말~2022년 초 기간에 수집되어 시계열 분석이 가능한 '사람인'(www.saramin.co.kr) 자료로 한정한다. 채용공고는 직무의 다양한 특성을 명시하는 텍스트로 구성되어 있다. 이 자료는 채용 직책과 역할, 업무 설명, 필요한

〈표 1〉 ICT 일자리의 숙련 분류

숙련 분류	주요 키워드
SW 코딩	C++, VC++, C#, JAVA, C++, PYTHON, JAVA, 프로그래밍 가능, JAVASCRIPT, PHP, JSP/ASP, HTML/CSS 등
웹 기반 개발	MVC, FRAMEWORK, AGILE/SCRUM, JAVA/KOTLIN, ANGULAR, WAS, OPEN API, XPLATOFRM, SPRING MVC, UI/UX 등
SI 개발	의료기기 H/W, 생체신호처리, DSP, 자연어 처리, 나노소재, 알고리즘/자료구조 이해, GIS DB, 열유체해석(CFD), PACS, SIMULATION TOOL 등
게임 개발	애니메이션 리소스 제작, 2D/3D 모델링, STYLE DESIGN, GRAPHIC DESIGN, 개발 이해력, IT 아키텍처 이해, 시스템 분석/설계, AR/VR 개발 등
제조업 SI 개발	BATTERY SYSTEM, BMS HW 설계, 인버터/컨버터 H/W설계, AUTO CAD, CATIA, CAD/CAM능력, PRO-E 숙련, 로봇 HW 개발, FA 설계 등
컨설팅 및 기술 영업	AS-IS/TO-BE, SI 프로젝트 개발, 소프트웨어 성능테스트, DB 튜닝, ITS 솔루션 개발, 그룹웨어 PM, 기술 제안, DW 모델링, 메타데이터 관리 등
네트워크 및 보안	A/S 업무, IT 기술지원, 네트워크 전문가, LINUX 서버 운영, IP 망 운영, 방화벽 운영, 네트워크 보안 전문가, 정보보호, 보안 솔루션 운영 등
빅데이터 및 DB 개발	ORACLE DBA, MS-SQL DB, SQL QUERY, DATABASE 설계, ORACLE, 빅데이터 분석, 통계 및 데이터 분석, 고객 데이터 분석 등
사업지원	출장업무, 협력업체 관리, 장애 대응능력, CX/CS 업무, MS-OFFICE 활용, OA 활용 능력 등

자료 : 장지연 외(2023) 참조.

경력과 학력, 회사명, 공고 날짜, 근무지, 급여 수준(회사가 공개한 경우) 등에 관한 정보를 제공한다.

기업 성과 자료와 연계하기 위해 한국기업데이터(Korea Enterprise Data : KED)¹⁾의 기업정보 DB를 이용한다. 이는 재무제표와 같은 기업정보를 국내서 최다 보유하고 있으며, 그 규모는 1,100만여 개에 달하고, 대기업은 물론 특히 중소기업 정보에 강점이 있는 기업정보 DB다. 따라서 KED DB는 다양한 업종의 상장기업과 비상장기업을 모두 포함해 한국 기업에 대한 정보를 풍부하게 제공하는 기업정보 DB라고 볼 수 있다. 이를 통해 온라인 구인공고를 게시하는 기업에 대한 풍부한 정보를 식별하고, 기업이 요구하는 숙련 특성을 임금, 수익, 그리고 매출 등과 같은 기업 성과와 연결할 수 있다. 기업 이름과 주소지 등에 관한 정보를 활용하여 온라인 구인광고 데이터와 연도별 기업 수준의 KED 자료를 매칭했다.

이렇게 얻은 온라인 구인광고 데이터의 약 21.5%가 KED의 기업 ID와 매칭되었다. ICT 온라인 구인광고와 KED ID 간 매칭 건수는 연도별로 1만 5천여 건에서 1만 8천여 건에 이르며, 연도별로 그 편차가 크지 않아 이러한 작업은 잘 수행된 것으로 볼 수 있다. 이는 Deming and

1) 최근 DB 명칭이 KED에서 KoDATA로 바뀌었다(<http://www.kodata.co.kr/ci/CIINT01R0.do>). 이 DB를 활용할 당시 명칭이 KED이어서 여기서는 그 명칭 그대로 표기한다.

Kahn(2018)의 약 30% 정도, De Marzo et al.(2023)의 약 10% 정도 매칭된 것과 비교해도 그리 나쁜 수준은 아니다.

기업의 ICT 온라인 구인공고의 각 속련 범주가 기업 성과에 미치는 효과를 추정하기 위해 임금, 매출, 영업이익 등과 같은 기업의 성과 변수들을 추가하는 과정에서 표본 수의 상당한 조정이 이루어졌다(표 2 참조). 이는 KED 아이디와 재무 정보를 매칭하는 과정에서 KED 기업 정보 DB의 경우 매출, 임금, 영업이익 등과 같은 기업 성과 변수들의 결측치가 상당하기 때문이다. 추가적인 기업 성과 변수들과 실제로 매칭된 표본은 KED 아이디와 매칭된 표본의 절반 정도이고 실제 매칭된 표본 수의 연도별 편차가 크다. 이는 KED의 재무제표 정보가 부실한 것에 기인한다.

Deming and Kahn(2018)의 경우에서도, 8.6만 개의 매칭된 기업 중에 각 속련 유형이 기업 성과에 미친 효과를 분석한 표본의 수는 3.6천여 개 정도이다. 이처럼 온라인 구직공고 데이터는 일반적으로 한 나라의 노동시장을 대표하지 않으므로(예: Deming, 2017; Deming and Kahn, 2018; Hershbein and Kahn, 2018; De Marzo et al., 2023), 표본 선택 편이의 문제가 있다. 이러한 문제를 시정하기 위해서는 통계적 가중치를 부여하여 조정하는 것이 필요하지만, 이는 본 분석의 범위를 넘어서는 일이다. 본 분석도 기존의 연구와 같이 통계적 가중치를 부여하지 않아 연구의 한계가 있다.

본 분석에 이용되는 기업의 성과 지표는 해당 온라인 구인공고를 게시한 기업이 KED DB에 매칭된 경우, 해당 기업의 근로자 1인당 매출액이다. 그 외에 임금이나 영업이익 등이 고려 대상일 수 있지만, 이들 정보에 대한 결측치가 상당해서 결측치가 상대적으로 적은 1인당 매출액으로 분석을 한정한다. De Marzo et al.(2023)의 경우처럼, 각 속련 범주와 기업 성과 간에 1년의 시차를 둔다.

〈표 2〉 '사람인' 사이트에서 추출한 ICT 일자리 온라인 구인공고 데이터

(단위: 건)

	2017	2018	2019	2020	2021	계
텍스트 분석을 통해 선별된 ICT 온라인 구인공고	64,956	82,614	88,583	81,180	80,471	397,804
KED ID와 매칭을 통해 ICT 온라인 구인공고를 게시한 기업(1)	15,163	17,126	16,662	17,934	18,521	85,406
KED ID와 매칭을 통해 ICT 온라인 구인공고를 게시한 기업(2)	4,660	13,723	4,607	6,925	12,619	42,534

주: 'KED ID와 매칭을 통해 ICT 온라인 구인공고를 게시한 기업(1)'은 텍스트 분석을 통해 선별된 ICT 온라인 구인공고를 게시한 기업 중에서 KED ID와 매칭이 된 표본이고, 'KED ID와 매칭을 통해 ICT 온라인 구인공고를 게시한 기업(2)'는 앞의 KED ID와 매칭이 된 표본에서 재무제표 성과 데이터가 있는 표본임.

자료: 장지연 외(2023)에서 이용한 데이터.

2. 분석 방법

본 연구에서 수행하는 분석은 ICT 숙련 수요와 기업 성과 간에 어떠한 관계가 있는지를 살펴보는 것이다. 즉, 어떤 유형의 ICT 숙련이 기업의 생산성과 연관이 있는지를 확인하려는 것이다. 바꿔 말하면, 이는 다양한 ICT 숙련에 대한 요구와 기업 성과, 가령 1인당 매출액 간의 차이는 ICT 직업 내 숙련의 다양성을 반영할 수 있다는 것을 통계적으로 검정하는 것이다.

다음의 회귀 모형을 통해 상이한 ICT 숙련 요구 사항과 기업 성과 간의 연관성을 분석한다.

$$Y_{it} = \alpha + \beta S_{it-1} + \gamma X_{it-1} + \eta_{it-1} + \delta_{it-1} + \theta_{it-1} + \lambda_t + \epsilon_{it} \quad (1)$$

여기서 Y_{it} 는 t 시점에 온라인 구인공고가 KED 기업정보와 매칭된 기업 i 의 성과이며, 본 분석에서는 기업의 로그 1인당 매출액을 이용한다. S_{t-1} 는 $t-1$ 시점에서의 ICT 숙련 유형이며, 기업의 전체 구인공고 대비 각 숙련 유형을 요구하는 구인공고가 차지하는 비율이다.

X_{t-1} 는 일련의 통제 변수들로, 온라인 구인공고에 게시된 기업의 평균 교육연수와 경력연수와 기업 규모를 대리하는 로그 총자산이다. 교육연수와 경력연수의 경우 각각 '학력 무관'과 '경력 무관'인 경우 Deming and Kahn(2018)처럼 0으로 처리한다. 교육연수는 고교, 전문대, 대졸, 석사, 박사 등으로 구분하고 이러한 각 과정을 마치는 데 필요한 최소한의 교육연수를 합산한 것이다. 경력연수의 경우, 온라인 구인공고에서 요구하는 경력이 가령 2~10년과 같이 구간으로 제시되는 경우 그 최솟값을 그 채용공고가 요구하는 경력연수로 산정한다. 따라서 경력은 온라인 채용공고가 요구하는 최소한의 경력이라고 볼 수가 있다.

그다음으로 직업, 지역, 산업의 특성을 통제하는 변수들이 있다. Deming and Kahn(2018)에서 이용된 것처럼, η_{it-1} 는 9개 소분류로 이루어진 ICT 관련 직업에 속하는 각 기업의 온라인 구인공고 비율이다. δ_{it-1} 와 θ_{it-1} 도 앞의 직업 변수와 같은 방식으로 정의된다. 이들 변수는 각각 지역과 산업의 특성을 통제한다. 지역의 경우 수도권(서울, 경기, 인천, 강원), 충청권(대전, 세종, 충북, 충남), 전라·제주권(광주, 전북, 전남, 제주), 대경권(대구와 경북), 경상권(부산, 울산, 경남), 기타(해외) 등으로 구분되고, 반면에 산업은 19개 대분류로 나누어진다. 마지막으로 λ_t 는 시간 고정 효과를 나타낸다.

지역 변수는 지역별 편의시설과 같은 공통 요인을 통제하는 효과가 있다. 직업과 산업 변수도 다양한 비관측 요인들을 통제하는 효과가 있다. 예를 들면, 온라인 구인공고에 쓰이는 표현의 차이, 숙련을 전제하므로 요구 사항을 게시하지 않는 성향, 그리고 숙련 활용 이외 일자리에 대한 신호를 보내는 방법으로 요구 사항을 게시하는 성향 등이 그것이다(Deming and Kahn, 2018). 시간 고정 효과는 거시경제적 경기 변동을 통제한다.

현재의 표본은 연도별로 온라인 구인공고를 게시한 상이한 기업들을 한데 모은 것이다. 2017~2021년 기간 기업 패널을 구축할 수는 있지만, 이 경우 상당한 표본의 손실이 예상된다. 이를 방지하기 위해 전체 표본을 풀링(pooling)하고, 지역, 직업, 산업, 연도를 통제한 OLS 모형으로 식 (1)에 대해 상이한 ICT 숙련 유형이 기업 성과에 미치는 효과를 추정한다. 또한, 기업 특성에 따른 표준오차를 고려하기 위해 KED ID별 군집 강건 오차를 적용한다.

IV. 분석 결과

이 절의 회귀분석은 로그 1인당 매출액으로 산정된 기업 간 생산성이 숙련 수요와 연관이 있는지를 살펴보려는 것이다. 즉, <표 1>에 제시한 아홉 가지 숙련에 대한 기업의 요구와 로그 1인당 매출 차이 간의 관계를 살펴본다(Deming and Kahn, 2018; De Marzo et al., 2023).

<표 3>은 숙련 수요와 기업 생산성 사이의 연관성을 추정한 결과를 보여준다. 모형 1은 9개의 숙련 측정치와 교육과 경력변수를 포함하고, 시간 고정 효과를 통제한 모형이다. 모형 2는 모형 1에 직업과 산업 비중을 통제한 모형이고, 일자리의 수도권 입지 효과를 검토한 모형이기도 하다. 모형 3은 모형 2에 수도권을 포함해 다른 지역의 일자리 비중을 통제한 모형이다.

그렇다면, 동일한 직업 내 상이한 숙련 수요를 게시하는 기업이 규모가 크고 생산성이 높은 기업인가? SW 코딩 숙련의 추정계수가 모든 모형에서 양(+)이고 5% 수준에서 통계적으로 유의하다. 그리고 컨설팅 및 기술 영업 숙련의 경우도 모든 모형에서 5% 또는 10% 수준에서 통계적으로 유의하고 그 부호는 양(+)이다. 이는 SW 코딩 숙련과 컨설팅 및 기술 영업 숙련의 요구가 높은 기업일수록 생산성이 높다는 것을 의미한다. 모형에 따라 두 회귀계수의 크기는 다소 다르기는 하지만, 이는 SW 코딩 숙련과 컨설팅 및 기술 영업 숙련이 요구되는 일자리 비중이 10% 포인트 증가하면 각각 1인당 매출액이 0.37%~0.42%와 0.34%~0.41% 증가한다는 것을 의미한다. 즉, SW 코딩 숙련과 컨설팅 및 기술 영업 숙련 수요가 높은 기업은 근로자 1인당 매출로 측정된 생산성이 높다.

SI 개발 숙련은 모형 1에서 10% 수준에서 한계적으로 유의하지만, 직업, 지역, 산업 비중이 통제되는 모형 2와 모형 3에서는 통계적으로 유의하지 않다. 반면에 모형 2와 모형 3의 경우 제조업 SI 개발 숙련 변수는 10% 수준에서 한계적으로 유의하고 그 부호는 음(-)이다. 따라서 제조업 SI 개발 숙련은 생산성 저하와 관련이 있는 것으로 나타나고 있다. 이는 제조업 SI 숙련을 추구하는 기업이 기술 혁신에 많은 투자를 하고 있으며, 단기적으로 생산성을 낮출 수 있는 기술 도입 과정에 있음을 시사한다고 볼 수 있다(De Marzo et al., 2023).

〈표 3〉 숙련 수요와 기업 성과 간 연관성에 대한 회귀분석 결과

	모형 1	모형 2	모형 3
	회귀계수	회귀계수	회귀계수
SW 코딩 숙련	0.037** (1.98)	0.042** (2.39)	0.041** (2.34)
웹 기반 개발 숙련	0.016 (0.81)	0.015 (0.81)	0.014 (0.78)
SI 개발 숙련	0.034* (1.94)	0.023 (1.36)	0.023 (1.34)
게임 개발 숙련	-0.027 (-1.19)	-0.011 (-0.52)	-0.011 (-0.52)
제조업 SI 개발 숙련	-0.025 (-1.23)	-0.036* (-1.87)	-0.037* (-1.88)
컨설팅 및 기술 영업 숙련	0.041** (2.08)	0.035* (1.85)	0.034* (1.82)
네트워크 및 보안 숙련	-0.003 (-0.15)	-0.006 (-0.30)	-0.006 (-0.31)
빅데이터 및 DB 개발 숙련	-0.013 (-0.52)	0.005 (0.20)	0.005 (0.22)
사업지원 숙련	0.018 (0.81)	0.014 (0.64)	0.013 (0.61)
평균 교육연수	0.013*** (3.11)	0.009** (2.21)	0.009** (2.21)
평균 교육연수 제곱	-0.001*** (-3.59)	-0.001*** (-2.74)	-0.001*** (-2.72)
평균 경력연수	-0.041*** (-6.76)	-0.014** (-2.44)	-0.014** (-2.40)
평균 경력연수 제곱	0.004*** (5.79)	0.002** (2.51)	0.002** (2.50)
ln(총자산)	0.228*** (60.69)	0.196*** (49.87)	0.196*** (49.81)
구인공고의 수도권 비중	-	0.054*** (3.95)	-
상수	8.962*** (144.38)	9.038*** (75.48)	9.108*** (73.44)
지역 비중	-	-	○
직업 비중	-	○	○
산업 비중	-	○	○
연도 더미	○	○	○
R ²	0.162	0.248	0.248
표본 수	37,884	37,884	37,884

주: 1) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 유의함을 나타냄.

2) 괄호 안의 수치는 t값임.

3) 표준오차는 한국기업데이터의 아이디어를 이용한 군집 강건 오차임.

평균 교육연수와 평균 경력연수는 기업의 생산성과 각각 \cap 자형과 U자형의 관계를 보여주고 있다. 전자의 경우는 기대한 결과이지만, 후자는 그렇지 않다. 그래서 평균 경력연수의 변곡점을 계산해 보았더니 모형에 따라 3.9~4.7년 정도다. 따라서 이는 최근의 ICT 노동 시장에서 경력직 선호 현상을 반영하는 것으로 볼 여지가 있다. 즉, 이는 4~5년 이상 경력 보유자를 요구하는 구인공고를 게시한 기업이 생산성이 높다는 것을 시사한다. 모형 2에서 보면 생활 편의시설과 집적 경제를 반영하는 수도권 변수는 1% 수준에서 통계적으로 유의하고, 그 부호도 양(+)으로 나타난다. 이는 수도권 일자리를 요구하는 구인공고를 게시한 기업은 생산성이 높다는 것을 의미한다. 한편, 기업 규모를 대리하는 로그 총자산 변수는 세 모형 모두에서 기업 생산성과 정(+)의 관계를 유지하고 있으며, 1% 수준에서 통계적으로 유의하다.

주목할 만한 분석 결과는 SW 코딩, SI 개발 숙련, 컨설팅 및 기술 영업 숙련 요구 사항은 기업의 생산성과 정(+)의 연관성을 보인다는 점이다. 이는 이러한 유형의 숙련에 대한 수요가 클수록 기술 최전선에 있는 경쟁력 있는 기업이라는 것을 의미한다. 특히 SW 코딩 숙련은 ICT 일자리에서 가장 기본적인 숙련의 토대를 형성한다.

V. 맺음말

이 글은 2017~2021년 채용공고 사이트인 '사람인'에 게시된 온라인 구인공고 데이터를 이용하여 ICT 일자리 내 기업 간 이질적인 숙련 수요와 이와 연관된 기업 성과 간의 연관성을 살펴 보았다.

회귀분석 결과, 교육과 경력, 기업 규모, 세부적인 직업, 산업, 연도, 지역 등을 통제한 후에도 ICT 일자리 내 고숙련에 대한 구인공고가 기업 성과와 양(+)의 연관성이 있는 것으로 나타났다. 즉, 산업, 직업, 지역, 연도, 기업 규모, 교육과 경력 등을 통제한 후에도 SW 코딩 숙련과 컨설팅 및 기술 영업 숙련에 대한 수요가 높을수록 근로자 1인당 매출액으로 측정한 생산성이 높다. 반면에, 제조업 SI 개발 숙련은 이와 상반된 결과가 나왔는데, 이는 제조업 SI 숙련 수요를 요구하는 기업이 기술 혁신에 많은 투자를 하고 있으며, 단기적으로 생산성을 낮출 수 있는 기술 도입 과정에 있다는 것을 함의한다. **KLI**

[참고문헌]

- 장지연 외(2023), 『정보통신기술직의 숙련수요: 구인공고 텍스트 분석을 통한 시론』, 한국노동연구원.
- 조성재 · 김주섭 · 박철성 · 정준호 · 황선웅 · 광상신(2021), 『한국 제조업의 노동력 활용구조와 발전과제』, 한국노동연구원.
- Acemoglu, D. and P. Restrepo(2018a), “Modeling Automation,” *American Economic Association Papers and Proceedings* 108, pp.48~53.
- _____ (2018b), “The Race between Man and Machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment,” *American Economic Review* 108(6), pp. 1488~1542.
- _____ (2019a), “Automation and New Tasks: How technology displaces and reinstates labor,” *Journal of Economic Perspectives* 33(2), pp.3~30.
- Acemoglu, D. and D. Autor(2011), “Skills, Tasks and Technologies: Implications for employment and earnings,” in David Card and Orley Ashenfelter(eds.), *Handbook of Labor Economics*, V. 4B, (pp.1043~1171), Amsterdam: Elsevier.
- Acemoglu, D., D. Autor, J. Hazell, and P. Restrepo(2022), “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from online vacancies,” *Journal of Labor Economics* 40(S1), S293~S340.
- Atalay, E., P. Phongthientham, S. Sotelo, and D. Tannenbaum(2020), “The Evolution of Work in the United States,” *American Economic Journal: Applied Economics* 12(2), pp.1~34.
- Autor, D., F. Levy, and R. J. Murnane(2003), “The Skill Content of Recent Technological Change: An empirical exploration,” *The Quarterly Journal of Economics* 118(4), pp.1279~1333.
- Blair, P. Q. and D. Deming(2020), “Structural Increases in Skill Demand after the Great Recession,” *AEA Papers and Proceedings* 110, pp.362~365.
- Cirera, X., D. Comin, M. Cruz, K. M. Lee, and A. Soares Martins-Neto(2021), “Firm-Level Technology Adoption in Vietnam,” Policy Research Working Paper 9567, World Bank, Washington, DC.
- De Marzo, G., N. Mathew, and A. Sbardella(2023), “Who Creates Jobs with Broad Skillsets?: The crucial role of firms,” ILO Working Paper 94, ILO: Geneva.
- Deming, D. and L. B. Kahn(2018), “Skill Requirements across Firms and Labor Markets:

- Evidence from job postings for professionals,” *Journal of Labor Economics* 36, S337~S369.
- Hershbein, Brad and Lisa B. Kahn(2016), “Do Recessions Accelerate Routine-Biased Technological Change,” NBER Working Paper no. 22762, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Katz, L. F. and K. M. Murphy(1992), “Changes in Relative Wages, 1963-1987: Supply and demand factors,” *The Quarterly Journal of Economics* 107(1), pp.35~78.
- Marinescu, I. and R. Wolthoff(2020), “Opening the Black Box of the Matching Function: The power of words,” *Journal of Labor Economics* 38(2), pp.535~568.
- Modestino, A. S., D. Shoag, and J. Ballance(2020), “Upskilling: Do employers demand greater skill when workers are plentiful?,” *Review of Economics and Statistics* 102(4), pp.793~805.
- Wright, E. O. and R. E. Dwyer(2003), “The Patterns of Job Expansions in the USA: A comparison of the 1960s and 1990s,” *Socio-Economic Review* 1(3), pp.289~325.