

KISDI

Premium Report

기업 데이터로 살펴본
기술진보와 고용

서영선

정보통신정책연구원 부연구위원



정보통신정책연구원
KOREA INFORMATION SOCIETY DEVELOPMENT INSTITUTE

기업 데이터로 살펴본 기술진보와 고용

서 영 선

정보통신정책연구원 부연구위원

요약문

1. 서론	6
2. 재무 데이터로 살펴본 기술진보와 고용	7
3. 사업보고서로 살펴본 기술진보와 고용	22
4. 결론	38
참고문헌	41

기업 데이터로 살펴본 기술진보와 고용)

서 영 선

정보통신정책연구원 부연구위원

* yseon@kisdire.kr, 043-531-4139

* 서울대학교 경제학 박사

*현 정보통신정책연구원 ICT통계정보연구실

요약문

기술의 발전이 노동수요에 어떠한 영향을 줄 수 있는지 살펴보기 위해 두 가지 기업 데이터를 활용하여 기술진보의 산업별 고용 효과를 살펴보았다. 기술 관련 재무 데이터를 통해 살펴본 기술의 특징이 제한적일 수 있기에 재무 변수와 함께 사업보고서의 내용을 통해 기술의 이질성(heterogeneity)을 고려하여 기술진보의 효과를 분석하였다.

먼저 고용 효과에 있어 무형자산 및 연구개발비와 같은 재무 변수 기반 기술진보는 전체 및 다수의 개별 산업에서 고용을 유의미하게 증가시켰으며, 대체적으로 기업 규모가 클수록 고용 증가 효과가 크게 나타났다. 반면 사업보고서를 통해 추정된 세 가지 기술은 특징에 따라 고용 효과 차이가 확인되었다. 연구개발 및 특허 관련 기술진보(tech-words 1)의 경우 재무 변수와 유사하게 다수의 산업에서 고용 증가 효과가 있는 반면, 로봇 및 IT, 자동화 관련 기술진보(tech-words 2)는 일부 산업들에서 고용 감소 효과가 있는 것으로 나타났다. 마지막으로 인공지능 관련 기술(tech-words 3)은 제조업과 건설업을 중심으로 전체적인 고용 감소 효과를 나타냈으며, 서비스업 내 일부 산업들에서 기업 규모별로 유의미한 고용 감소 효과 차이를 나타내기도 하였다.

1) 본 원고는 저자의 기본연구과제인 「기술진보에 따른 산업별 업무 변화 연구」의 4장인 “기업 데이터로 살펴본 기술진보와 산업별 고용”의 내용을 요약 정리한 것이다. 자세한 내용 및 추가적인 연구 결과는 향후 출간될 본 보고서를 참고하기 바란다.

이러한 결과는 기술이 지니는 이질적인 특징에 따라 고용 효과의 방향과 정도가 달라질 가능성을 시사한다. 금액 정보(financial information)를 바탕으로 하는 재무 데이터 결과와 달리 사업의 내용(text information)에 기반한 기술진보의 산업별 고용 효과는 다수의 산업에서 대기업과 비교해 상대적으로 중소기업에서 유의하면서도 큰 효과를 나타내, 기술의 측정과 기업의 특징에 따라 결과 차이도 관찰할 수 있었다.

유의성에 기반하여 세 가지 기술들의 결합된 고용 효과(combined effect)를 살펴보면 전체적으로 제조업은 기술진보에 따른 고용 감소 효과를 보인 반면, 서비스업은 고용이 증가하여 산업 간 대조를 나타냈다.

다만 이러한 결과는 단순 키워드들이 나타내는 기술의 의미적인 한계와 기술 충격의 동태적 고용 효과가 제외되었다는 점에서 제한적으로 해석될 필요가 있다.

Technological Progress and Employment at Firm-level Data

Summary

To examine how technological progress can affect labor demand, I analyzed the employment effects of technological progress by industry using two types of firm-level data: financial data and annual business reports. Since the characteristics of technology through technology-related financial variables may be limited, the effects of technological progress were analyzed by considering the heterogeneity of technology through the contents of annual business reports in addition to financial variables.

First, technological progress based on financial variables such as intangible assets and R&D expenses significantly increased employment in the overall and in many individual industries, and generally, the larger the firm, the greater the employment increase effect.

On the other hand, the three technologies estimated through annual reports showed differences in employment effects depending on their characteristics.

In the case of technological progress related to R&D and patents (tech-words 1), similar to financial variables, there was an employment increase effect in a number of industries, while technological progress related to robots, IT and automation (tech-words 2) had an employment reduction effect in some industries. Finally, AI-related technologies (tech-words 3) had

an overall employment reduction effect, mainly in the manufacturing and construction industries, and also showed significant differences in employment reduction effects by firm size in some industries in the service industry. These results suggest that the direction and magnitude of the employment effects may vary depending on the heterogeneous characteristics of technology.

Unlike the results based on financial information, the employment effects of technological progress based on text information showed significant and large effects in small-sized firms in many industries compared to large ones, and differences in results could be found depending on the measurement of technology and characteristics of firm. Looking at the combined effect of the three technologies based on significance, I also found differences by industry, with manufacturing showing an overall decrease in employment and services industry showing an increase in employment due to technological progress.

However, these results should be interpreted with caution, as they have the semantic limitations of technologies represented by simple keywords and exclude the dynamic employment effects of technological shocks.

1. 서론

- 최근 AI를 비롯한 기술이 빠르게 발전함에 따라 기술이 노동시장에 미치는 영향에 대한 관심이 높은 상황
- 기술의 발전 및 향상은 산업 단위 전체에 영향을 주지만 좀 더 세부적으로 보면 노동수요의 직접적인 주체인 기업들의 상황이 이러한 산업의 전체적인 움직임에 영향을 줄 수 있음
 - 많은 선행 연구들(Acemoglu et al. (2020), Ortiz and Salas (2020), Kaiser (2000))에서 기업 수준의 데이터를 활용하여 기술진보와 노동시장에 대한 분석을 시도하였고, 관련된 함의를 도출
- 본 보고서에서는 기업 데이터를 활용한 분석을 통해 기술진보에 따른 고용의 변화를 살펴보고 이에 대한 함의를 도출
 - 분석에서 사용하는 기업 데이터는 두 가지로 기업의 재무 데이터(financial statement)와 사업보고서(annual business report)를 활용
 - 기업의 재무 데이터는 기업의 성장이나 수익, 안정성 여부를 확인할 수 있는 중요한 자료이며, 많은 연구들에서 활용되는 R&D와 같은 수치는 기술진보의 특징을 잠재적으로 반영하고 있음
 - 최근 들어서는 기술의 다양성과 변화가 좀 더 부각되고 있는데, 기계나 로봇을 통한 전통적인 기술진보와 달리 다수의 전문가들은 생성형 AI와 같은 인공지능(AI) 기술의 급속한 발전으로 인한 영향은 기존과 다를 것으로 예측
 - 과거와는 다른 기술 발전의 이질성(heterogeneity)을 고려하고자 사업보고서의 내용을 통한 분석도 보완적으로 수행

2. 재무 데이터로 살펴본 기술진보와 고용

- 재무 데이터는 ValueSearch(NICE 평가정보)를 통해 제공되는 재무 변수들을 활용
 - 데이터는 표준산업분류(10차) 기준에 따라 관련 분류에 속하는 기업들을 다운로드할 수 있으며, 가능한 많은 수의 기업을 확보하기 위해 외감 이상의 기업들을 대상
 - 기업의 개요를 통해 기업들의 설립일, 종업원 수 등의 기본적인 기업 정보들을 확인할 수 있고, 동시에 재무제표를 통해 다양한 재무 정보들을 확인 가능
- 본 연구에서 중심으로 살펴보는 기술진보와 연관성이 높을 수 있는 재무 변수들로 무형자산, 연구개발비(R&D)의 항목들이 있고, 고용에 대한 변수로는 기업의 종사자 수를 사용 가능
- 다만 수집된 사업보고서와의 연결을 위해 재무 데이터 역시 해당하는 기업에 대한 정보를 수집
 - 분석 기간은 2000년부터 2022년까지를 대상
 - * 기업의 공시는 보통 다음 연도에 보고된다는 점에서 2023년 보고된 사업보고서의 내용은 2022년 기업의 관련 내용을 나타냄
 - 사업보고서의 확보 및 관련된 내용은 다음 장의 ‘사업보고서로 살펴본 기술진보와 고용’에서 자세하게 설명

- 확보된 전체 샘플 수는 40,992개로, 개별 산업으로는 제조업이 가장 많은 23,442개로 약 57.2%를 차지하고 있으며, 그 외 정보통신업(J)과 금융 및 보험업(K)이 각각 11.2%, 9.9%로 높은 비중을 차지
 - 큰 틀에서 산업들을 살펴보기 위해 일부 산업들을 그룹화하였고, 먼저 전체 서비스업에 대한 분석 후 서비스업 내 개별 산업들을 구체적으로 검토하였으며, 서비스업은 총 15,323개로 전체에서 37.4%를 차지
 - 서비스업 내 보건업 및 사회복지 서비스업(Q)의 경우 재무 데이터에서 일부 기업 수가 확보되나, 사업보고서에서는 관련 산업에 속한 기업의 사업보고서가 확보되지 못하여 관련 산업군은 제외
 - 연도별 관측치 수가 상대적으로 적은 농업, 임업 및 어업(A)은 분석 대상에서 제외

〈표 1〉 확보된 전체 샘플 및 산업별 관측치 수

Code ID	KSIC(10차) 명칭	Obs
A	농업, 임업 및 어업(01~03)	94 (0.2%)
B	광업(05~08)	7 (0.0%)
C	제조업(10~34)	23,442 (57.2%)
D	전기, 가스, 증기 및 공기 조절 공급업(35)	615 (1.5%)
E	수도, 하수 및 폐기물처리, 원료 재생업(36~39)	61 (0.1%)
F	건설업(41~42)	1,450 (3.5%)
G	도매 및 소매업(45~47)	3,214 (7.8%)
H	운수 및 창고업(49~52)	626 (1.5%)
I	숙박 및 음식점업(55~56)	139 (0.3%)

J	정보통신업(58~63)	4,584 (11.2%)
K	금융 및 보험업(64~66)	4,069 (9.9%)
L	부동산업(68)	366 (0.9%)
M	전문, 과학 및 기술 서비스업(70~73)	1,143 (2.8%)
N	사업시설 관리, 사업 지원 및 임대 서비스업(74~76)	461 (1.1%)
P	교육 서비스업(85)	197 (0.5%)
R	예술, 스포츠 및 여가관련 서비스업(90~91)	460 (1.1%)
S	협회 및 단체, 수리 및 기타 개인서비스업(94~96)	64 (0.2%)
Total	전 산업	40,992 (100.0%)

주: 1) O.공공행정, 국방 및 사회보장 행정(84), Q.보건업 및 사회복지 서비스업(86~87), T.가구 내 고용활동 및 달리 분류되지 않은 자가 소비 생산활동(97~98), U.국제 및 외국기관(99)은 제외
2) 분석 기간 2000~2022년까지의 관측치 수를 의미

〈표 2〉 전체 샘플 및 산업별 재그룹화

그룹화	Obs	서비스업	Obs
A	94 (0.2%)	G & I	3,353 (21.9%)
Manuf(B & C)	23,449 (57.2%)	H	626 (4.1%)
F	1,450 (3.5%)	J	4,584 (29.9%)
D & E	676 (1.6%)	K	4,069 (26.6%)
Service(Others)	15,323 (37.4%)	L	366 (2.4%)
Total	40,992 (100.0%)	M & N	1,604 (10.5%)
		P	197 (1.3%)
		R	460 (3.0%)
		S	64 (0.4%)
		Total	15,323 (100.0%)

주: B와 C를 통합하여 제조업(B & C)으로, D와 E를 통합하여 전기가스수도업(D & E)으로 하였으며, 서비스업 내에서도 G와 I를 통합하여 도소매숙박업(G & I)으로, M과 N을 통합하여 사업서비스업(M & N)으로 그룹화함

◆ 기술과 관련된 변수들 검토

- 기존의 연구들에서 기술과 관련하여 기업의 재무제표에서 많이 활용되는 대표적인 변수는 무형자산(intangible assets)이나 연구개발(R&D) 비용
 - 국제회계기준위원회(ISAB)에 따르면 무형자산의 필수적인 특징으로 「(1) 기업이 통제하고 있으며, 미래 경제적 효익이 그 기업에게 유입될 것으로 기대되는 비화폐성 자원이고, (2) 물리적 실체가 없으며, (3) 식별이 가능하다.」 는 점을 언급
 - 기술에 대한 투자와 발전은 이러한 측면과 상당 부분 연관되어 기술이라는 추상적인 개념의 대리변수(proxy variable)로서 관련 항목들을 검토 가능
 - 재무제표를 통해 수집된 기업의 무형자산은 세부적으로 “영업권, 산업재산권, 저작권, 개발비, 소프트웨어, 개발 중인 무형자산, 무형리스자산, 기타무형자산” 등으로 구성되어 있는데 가장 대표적인 5개의 무형자산 항목(영업권, 산업재산권, 저작권, 개발비, 소프트웨어)을 중심으로 구체적으로 검토
 - 경상개발비(ordinary development expenses)와 연구비(research expenses)는 새로운 제품, 용역, 기술을 개발하거나 창조하기 위해서 수행된 조사 및 연구 활동에 지출된 비용을 의미하며 샘플 수가 가장 많은 경상연구개발비를 검토
- 먼저 무형자산의 경우 총자산 대비 무형자산의 평균 비중은 서비스업(3.8%)이 제조업(2.38%)에 비해 상대적으로 높으며 이는 건설업(F)과 전기가스수도업(D & E)과 비교해도 높은 편

- 건설업(F)과 전기가스수도업(D & E)은 무형자산 중에서도 영업권의 비중이 높았던 반면, 제조업은 개발비와 산업재산권이 높고, 서비스업은 저작권의 비중이 상대적으로 높아 산업 간 특징 차이를 관찰
- 저작권은 다른 산업들에서는 관측치가 확인되지 않거나 상당히 적은 수를 나타냄

〈표 3〉 산업별 무형자산 및 연구개발비 변수 기초 통계

(단위: %)

산업	통계	무형자산	영업권	산업재산권	저작권	개발비	소프트웨어	경상연구개발비
Manuf (B & C)	mean	2.38	47.37	21.41	15.56	61.72	31.66	16.65
	p50	0.83	44.9	5.23	0.4	69.48	18.65	12.48
	sd	4.93	34.92	44.7	32.08	134.13	32.66	15.48
	obs	21,733	2,245	14,926	9	8,069	9,020	8,769
F	mean	1.32	51.72	20.14	0.02	48.82	36.49	5.74
	p50	0.41	51.74	2.99	0.01	42.81	19	3.19
	sd	2.89	37	34.56	0.01	39.09	38.91	9.11
	obs	1,237	147	498	5	254	503	304
D & E	mean	2.26	75.9	10.29	.	30.61	36.92	8.99
	p50	0.38	95.3	0.42	.	15.43	24.37	3.05
	sd	9.87	29.1	27.06	.	35.27	33.14	9.84
	obs	640	63	175	0	185	291	61
Service (Others)	mean	3.8	46.19	17.85	21.83	51.01	32.72	16.5
	p50	0.87	43.68	2.23	2.87	54.39	17.28	10.11
	sd	8.38	38.04	32.15	32.79	40.23	37.19	17.76
	obs	13,885	2,348	7,180	112	3,564	5,529	3,114
Total	mean	2.87	47.3	20.18	20.51	57.81	32.3	16.3
	p50	0.81	44.84	4.02	2.45	64.43	18.27	11.47
	sd	6.52	36.63	40.87	32.26	112.21	34.6	16.04
	obs	37,495	4,803	22,779	126	12,072	15,343	12,248

주: 1) 무형자산은 총자산 대비 무형자산의 비중을, 무형자산 내 항목들은 무형자산 대비 비중을 나타내며 경상연구개발비는 판매비 및 관리비 대비 비중을 의미
 2) 전기가스수도업(D & E)의 저작권은 관측치가 확인되지 않음

- 자산 항목 외 손익계산서의 항목에서는 연구개발(R&D)과 관련된 비용을 통해 산업별 기술 수준을 살펴보면 판매비와 관리비 대비 연구개발비 평균 비중은 제조업(16.65%)이 서비스업(16.5%)에 비해 약간 높았으며, 건설업(F)과 전기가스수도업(D & E)은 상대적으로 작은 수치를 기록
- 재무제표 내의 재무 변수들 중 무형자산과 연구개발비로 살펴본 산업별 기술의 수준은 각 산업의 특징에 따라 차이를 확인
 - 서비스업 내 개별 산업으로 살펴보면 이러한 특징을 확실히 알 수 있는데, 많은 기업들의 기술 개발 및 연구 투자가 이루어지는 정보통신업(J)과 사업서비스업(M & N)은 다른 산업들에 비해 상당히 성장성(매출액 증가율)이 높은 수준을 나타냄
 - 금융 및 보험업(K)도 기술 발전에 빠른 속도로 대응하면서 여타 산업에 비해 연구개발비에 많은 부분 투자하는 모습

<표 4> 서비스업별 기초 통계 비교

서비스업	통계	경상연구개발비	종업원 수	매출액 증가율
G & I	mean	8.14	667.99	30.4
	p50	3.39	128	4.06
	sd	11.87	2,362.98	554.59
	obs	663	3,260	3,273
H	mean	4.49	1,725.62	21.23
	p50	0.06	464	6.12
	sd	10.9	3,408.82	202.88
	obs	8	616	616
J	mean	16.46	591.22	95.77
	p50	12.99	142	5.59
	sd	14	2,532.70	3,198.07
	obs	1,490	4,515	4,507

서비스업	통계	경상연구개발비	종업원 수	매출액 증가율
K	mean	9.71	1,354.07	21.56
	p50	4.19	315	6.37
	sd	12.61	2,985.51	136.03
	obs	241	3,881	1,503
L	mean	1.79	155.82	87.38
	p50	1.94	31	5.76
	sd	0.72	339.57	466.06
	obs	7	266	303
M & N	mean	30.29	722.12	97.3
	p50	25	170	8.09
	sd	24.09	1,410.00	1,777.96
	obs	624	1,556	1,510
P	mean	1.56	658.28	9.98
	p50	0.89	330	2.04
	sd	2.08	813.84	37.54
	obs	61	192	195
R	mean	2.16	320.27	51.98
	p50	2.31	64	4.57
	sd	1.64	750.77	667.6
	obs	6	455	438
S	mean	3.47	1,173.03	636.67
	p50	1.93	97	8.7
	sd	3.91	1,983.01	4,376.29
	obs	14	64	64
Total	mean	16.5	856.29	65.72
	p50	10.11	166	5.59
	sd	17.76	2,530.52	2,074.88
	obs	3,114	14,805	12,409

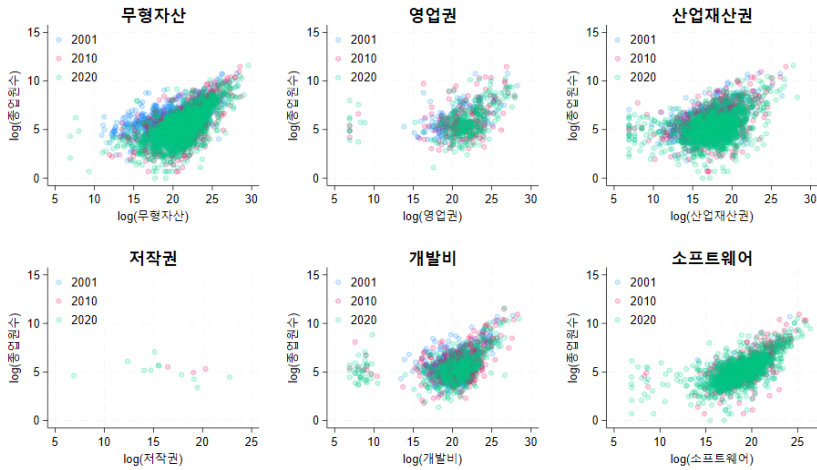
주: 경상연구개발비는 판매비 및 관리비 대비 비중을 의미

◆ 재무 변수 기반 기술과 고용의 상관성

- 재무 데이터에서는 종업원 수를 통해 기업들의 고용 상황을 알 수 있고, 기술 수준을 간접적으로 검토할 수 있는 무형자산과 연구개발비 등을 활용하여 기술과 고용에 대한 연관성을 파악
 - 시기적 차이도 살펴보기 위해 약 10년 단위인 2001년²⁾, 2010년, 2020년의 두 변수들간의 산포도(scattergram)를 검토
 - 10년 단위로 본 시기별 상관성의 차이는 상대적으로 뚜렷하게 구분되지는 않았으나, 무형자산 및 각 항목과 고용과의 산포도를 살펴보면 이들의 모습은 전반적으로 양(+)의 상관성을 확인
 - 연구개발비와 고용 간의 산포도 역시 무형자산의 경우와 마찬가지로 고용과 양(+)의 상관성을 확인
- 무형자산의 기업 규모별 산포도를 살펴보면 기술과 고용은 마찬가지로 양(+)의 상관성을 보이는데 이러한 모습이 기업 규모별로 차이를 나타냄
 - 항목별 정도의 차이는 존재하나 대기업이 중소기업에 비해 산포도의 우상향 모습이 잘 나타나며, 이를 통해 기술과 고용의 상관성이 상대적으로 대기업에서 더 높게 나타날 것을 추론

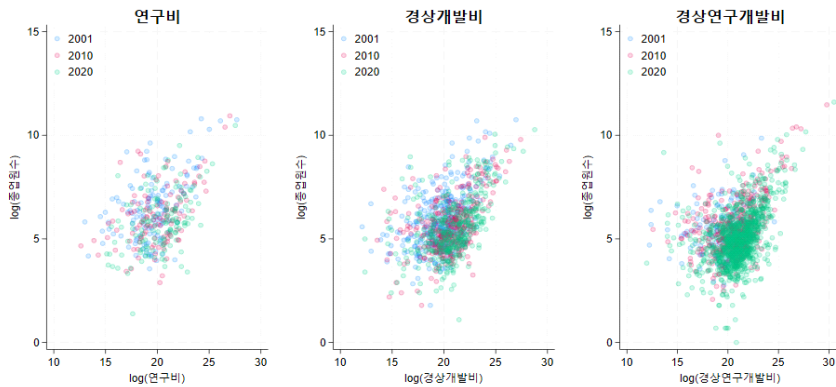
2) 2000년 관측치 값이 상대적으로 작아 2001년을 도시함

[그림 1] 연도별 무형자산 항목과 고용 간의 산포도



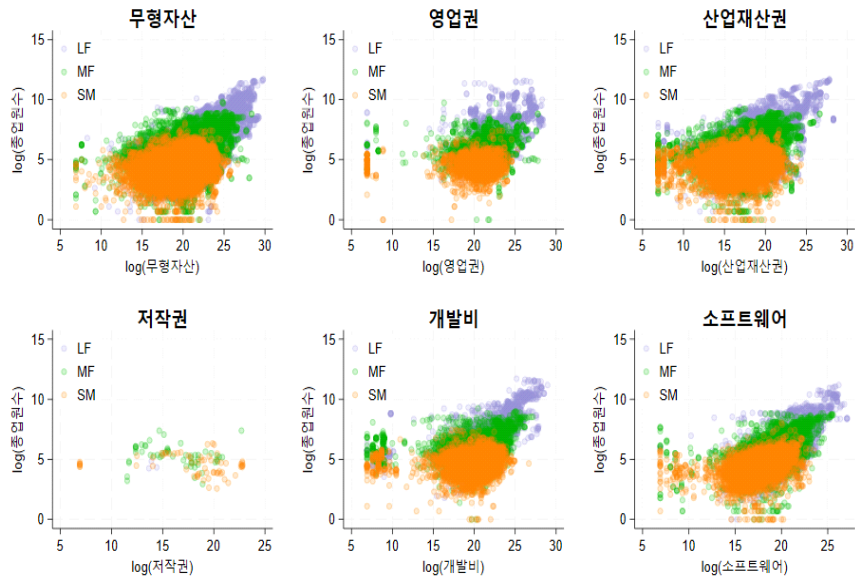
- 주: 1) 각 축은 로그 변환하여 나타냄
 2) 2000년 샘플 수가 상대적으로 작아 2001년의 값을 사용하여 나타냈으며, 저작권은 샘플 수 부족으로 결과 확인이 어려움

[그림 2] 연도별 연구개발 비용과 고용 간의 산포도



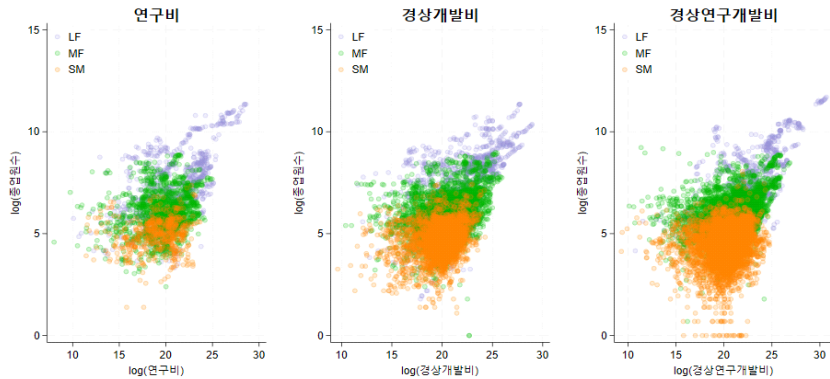
- 주: 1) 각 축은 로그 변환하여 나타냄
 2) 판매비와 관리비 내 연구 관련 유사한 항목인 연구비와 경상개발비도 추가하여 함께 살펴봄

[그림 3] 기업 규모별 무형자산 항목과 고용 간의 산포도



- 주: 1) 각 축은 로그 변환하여 나타냄
- 2) LF는 대기업, MF는 중견기업, SF는 중소기업을 의미

[그림 4] 기업 규모별 연구개발 비용과 고용 간의 산포도



- 주: 1) 각 축은 로그 변환하여 나타냄
- 2) 판매비와 관리비 내 연구 관련 유사한 항목인 연구비와 경상개발비도 추가하여 함께 살펴봄
- 3) LF는 대기업, MF는 중견기업, SF는 중소기업을 의미

◆ 기술 관련 재무 변수를 활용한 고용 효과 분석

- 기업의 재무 데이터를 활용하여 기술이 고용에 미치는 영향에 대한 분석을 수행
 - 데이터는 산업별 기업들의 시계열 구조로 각 산업 측면에서 보면 기업 패널데이터(firm-level panel data) 형태이며, 동일한 패널 데이터 분석 방법론을 각 산업에 적용하여 분석을 진행
 - 패널 회귀분석에서는 고용 관련 변수인 종업원 수를 비롯하여, 총자산, 부채비율, 유동자산, 매출총이익, 매출액을 주요 변수로 선택하고, 고용시장에 큰 충격을 미친 코로나19도 더미 변수로 추가
 - 산업 내 개별 기업의 이질성(heterogeneity)을 고려하기 위해 고정 효과 모형(panel fixed effect model)을 분석 프레임으로 설정
 - 단위 기업 자체 내 오차항의 시계열적 상관성(serial correlation)을 고려하여 표준오차(cluster-robust standard errors)를 추정
 - 분석 모형은 다음과 같이 정리됨

$$y_{i,j,t} = \alpha_{i,j} + \beta_{i,j}X_{i,j,t} + \beta_j D_t + \gamma_{i,j}T_{i,j,t} + \epsilon_{i,j,t}$$

i : 산업, j : 기업, t : 시간

$y_{i,j,t}$: 고용(종업원 수) (로그)

$X_{i,j,t}$: 기업들이 재무 변수의 로그 또는 비율 벡터

D_t : 코로나 충격을 고려하기 위한 COVID19 더미 (2020년 이후)

$T_{i,j,t}$: 기술 관련 변수

- 개별 산업들을 각각 분석하는 것에 앞서 기초 통계에서 살펴본 것처럼 서비스업을 그룹화한 분석 이후 서비스업 내 세부 산업에 대한 분석을 진행
- 무형자산을 기술 변수로 추가하였을 때 결과는 다음과 같음
 - 먼저 다른 재무 변수들의 경우, 매출액 1% 증가 시 고용이 약 0.39%, 유동자산 1% 증가 시 약 0.15% 증가하는 것으로 나타나 산업 내 기업들의 성장성과 안정성이 고용에 영향을 주는 것으로 확인
 - 매출액의 경우 세부 산업으로 살펴보아도 효과의 차이는 있으나 모든 산업에서 유의한 것으로 확인되어 매출액이 고용에 긍정적인 영향
 - 다른 산업과 달리 제조업과 건설업의 경우에는 자산의 규모가 클수록 고용이 증가하는 모습을 나타냈는데, 특히 건설업(0.34%)에서의 효과가 높게 나타남
 - 무형자산으로 살펴본 기술의 경우 기술진보(무형자산의 증가)가 전체적으로는 고용을 증가시키는 것으로 확인되며 무형자산이 1% 증가할 때 고용이 약 0.016%로 증가하는 것으로 나타남
 - 제조업, 건설업(F), 전기가스수도업(D & E)은 양(+)의 값을 기록했으나 유의하지는 않은 반면, 서비스업(0.031%)은 고용의 증가 효과가 상대적으로 두드러진 것을 알 수 있음

〈표 5〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용 전체	(1) Total	(2) Manuf (B & C)	(3) F	(4) D & E	(5) Service (Others)
(로그) 총자산	-0.008 (0.031)	0.074** (0.037)	0.336** (0.150)	-0.413 (0.250)	-0.063 (0.046)
부채비율	0.000*** (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.001*** (0.000)	0.000*** (0.000)
(로그) 유동자산	0.153*** (0.025)	0.094*** (0.031)	-0.109 (0.135)	0.290* (0.150)	0.202*** (0.037)
(로그) 매출총이익	-0.009 (0.010)	-0.008 (0.011)	0.039 (0.029)	0.040 (0.094)	-0.004 (0.020)
(로그) 매출액	0.391*** (0.025)	0.350*** (0.029)	0.280*** (0.071)	0.626** (0.299)	0.418*** (0.037)
COVID-19 더미	-0.130*** (0.010)	-0.132*** (0.012)	0.012 (0.050)	-0.054 (0.093)	-0.142*** (0.022)
(로그) 무형자산	0.016*** (0.004)	0.007 (0.005)	0.017 (0.013)	0.009 (0.023)	0.031*** (0.009)
Constant	-8.167*** (0.337)	-7.561*** (0.362)	-8.818*** (1.367)	-8.497*** (2.739)	-9.071*** (0.605)
Adjusted R ²	0.383	0.366	0.481	0.562	0.401
Observations	31846	20368	1103	592	9783

주: Standard errors in parentheses. * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

- 산포도에서 확인했듯이 이러한 기술의 고용 효과는 기업 규모별로 차이를 나타낼 수 있고, 서비스업 내에서도 효과의 정도와 유의성이 달라질 수 있기에 기업 규모 및 서비스업 내 세부 산업에 대한 분석도 진행
 - 기업 규모 및 산업별 분석에 포함된 다른 재무 변수들의 고용 효과에도 차이가 있으나, 기술진보의 효과를 중점적으로 살펴보기 위해 무형자산의 계수와 유의성만을 요약하여 표로 제시함
 - 전체적인 고용 효과는 중견(0.01%) 및 중소기업(0.014%)에 비해 대기업(0.037%)이 상대적으로 큰 것으로 나타나 기술진보에 따른 대기업의 고용 증가 효과가 큰 것으로 확인
 - 다만 제조업은 대기업에서 고용 효과가 컸던 반면, 서비스업에서는 중견기업의 고용 증가가 높아 기업 규모에 따른 기술의 산업별 고용 효과 차이를 관찰
 - 서비스업 내 개별 산업에서도 기술진보에 따른 고용 증가의 효과가 산업 및 기업 규모에 따라 차이를 나타내고 있음
 - 대표적으로 운수업(H)은 중소기업에서의 고용 증가 효과가 다른 규모에 비해 큰 반면, 정보통신업(I)은 기업 규모가 커질수록 고용 증가 효과가 높아져 뚜렷한 대조를 보임
- 무형자산으로 살펴본 기술진보의 고용에 대한 영향은 산업 및 기업 규모별로 정도와 유의성에는 차이가 있으나 대체적으로 기술진보(무형자산의 증가)가 고용을 증가시키는 긍정적인 효과를 나타냄

〈표 6〉 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)이 고용에 미치는 효과

모형	산업(KSIC)	전체	대기업	중견기업	중소기업
(1)	Total	0.016***	0.037**	0.010*	0.014**
(2)	Manuf	0.007	0.038*	0.005	0.005
(3)	F	0.017	0.027	-0.005	0.054
(4)	D & E	0.009	-0.005	-0.010	0.244
(5)	Service	0.031***	0.029	0.036***	0.022
(6)	G & I	0.011	-0.045	0.002	0.019
(7)	H	0.057***	0.060*	0.057**	0.106**
(8)	J	0.050***	0.074***	0.060**	0.035**
(9)	K	0.057	0.210***	-0.029	0.084***
(10)	L	-0.042	0.050	0.012	-0.095**
(11)	M & N	0.040	0.006	0.079***	-0.044
(12)	P	0.080	0.029	-0.063	0.311
(13)	R	0.007	-0.276	-0.016	0.086*

주: 1) * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

2) 개별 모형에서 다른 재무 변수들과 팬데믹 영향은 통제되었으며, 무형자산은 로그 변환하여 추정

- 무형자산 내의 개별 항목들과 연구개발비로 살펴본 기술에 따른 고용 효과를 살펴보면 계수값의 정도 차이는 있으나 대체적으로 유의한 양(+)의 값들이 추정되어 전체적으로 재무 변수 기반 기술 진보의 고용 효과가 긍정적인 것으로 확인됨

〈표 7〉 산업별 무형자산 개별 항목 및 연구개발비가 고용에 미치는 효과

모형	산업(KSIC)	무형자산				판관비
		영업권	산업 재산권	개발비	소프트웨어	경상연구 개발비
(1)	Total	0.020***	0.020***	0.014***	0.048***	0.031***
(2)	Manuf	0.009	0.023***	0.013***	0.038***	0.022***
(3)	F	-0.026	0.033**	0.024	0.015	0.025
(4)	D & E	0.039	0.076**	0.007	0.007	0.025
(5)	Service	0.033***	0.013	0.015*	0.069***	0.058***

주: 1) * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

2) 개별 모형에서 다른 재무 변수들과 팬데믹 영향은 통제되었으며, 무형자산 및 연구개발 관련 각 변수들은 로그 변환하여 추정

3. 사업보고서로 살펴본 기술진보와 고용

- 기술의 특징을 지닐 수 있는 무형자산과 연구개발비 등의 재무 데이터를 통해 고용 효과를 살펴본 결과 기술진보는 산업 및 기업 규모별로 정도의 차이는 있으나 고용에 전반적으로 긍정적인 효과를 가져오는 것으로 확인됨
- 다만 모든 기술의 진보가 동일한 특징을 지니는 것은 아닐 수 있음
 - 시기별로 특정 기술은 발전하고 다른 새로운 기술이 나타나는 등 기술 역시 다양성을 가지고 있으며, 무형자산과 연구개발이라는 재무 변수를 통한 기술의 측정과 활용에서 이들 변수들은 독점적인 권리와 기술 개발이라는 제한적인 정보(limited information)만을 포함하고 있을 수 있음
- 재무 변수에서는 확인하기 다소 어려운 기술의 이질적인 특성(heterogeneity)에 대한 정보를 파악하여 분석하기 위해 본 장에서는 기업의 사업보고서 내용에 기반하여 기술을 식별 및 추정하고 이를 통해 이질적인 기술진보의 고용 효과에 대해 실험적인(experimental) 분석을 시도

◆ 사업보고서 설명 및 기술의 측정

- 일정 조건에 해당하는 기업들은 정기적으로 공시해야 하는 보고서가 존재
 - 정기공시는 일정기간 동안 있었던 기업의 사업 내용이나 재무 상황, 경영실적 등 다양한 기업 전반에 대한 사항들을 기록하여 정기적으로 공시하는 것을 의미
 - 사업보고서의 제출 대상 법인은 사업연도 경과 후 일정 기간 이내에 회사의 사업 내용 등을 기재한 사업보고서, 반기보고서, 분기보고서를 제출해야 함
 - 사업보고서에는 “회사의 개요, 사업의 내용, 이사의 경영진단 및 분석의견, 이사회 등 회사의 기관에 관한 사항, 계열회사의 현황, 임원 등 개인별 보수, 최대주주 현황, 임직원의 제재 현황” 등의 내용이 기록
- 본 연구에서 활용하고 있는 데이터의 주기와 분기 및 반기 보고서의 내용 일부 생략 등을 이유로 분석의 대상으로는 개별 기업의 연간 사업보고서를 활용
 - 사업보고서의 수집은 금융감독원에 운영 중인 전자공시시스템 (DART)³⁾에서 OpenAPI를 활용하여 법인등록번호를 확인할 수 있는 ‘기업개황’과 ‘공시서류 원본파일’을 이용하여 기업 관련 정보와 공시된 사업보고서의 원본 파일을 확보

3) <https://dart.fss.or.kr/main.do>

- 이렇게 확보된 사업보고서를 ValueSearch에서 확인 가능한 법인 등록번호로 연결하여 재무 정보와 사업보고서 내용을 통합하여 분석을 수행
- 기본적으로 전체 보고서의 키워드 대비 기술 관련 단어들의 비중을 계산하여 정량화된 수치를 기술의 수준으로 판단
 - 이는 기업들이 기술을 활용하거나 적용하고 있다면 관련 내용을 사업보고서에 적시할 가능성이 높을 것이고, 이는 사업보고서 내에 관련 키워드들이 다수 등장하는 형태로 이어질 수 있을 것으로 가정
 - 공통적으로 반복되거나 불필요한 정보는 사업보고서에서 제거할 필요가 있기에 분석에 앞서 전처리(pre-processing)를 진행
 - 정규표현식(regular expression)을 활용하여 보고서 내에 있는 이메일, url, 숫자와 알파벳, html 태그와 특수 문자들을 제거하였고, 사업보고서에 반복적으로 등장하는 “단위”와 “만원”이라는 단어도 제외한 보고서별 키워드 데이터를 구축
- 사업보고서 내의 기술 관련 키워드들은 다양한 측면에서 검토해볼 수 있는데, 기술 관련 연구 주제나 시대적 흐름 등을 고려하여 다음과 같은 세 가지 키워드 기반 기술을 구축

- ① Tech-words 1 = R&D + 특허 + 라이선스
- ② Tech-words 2 = 기술 + 로봇 + 자동화 + 정보기술(IT)
- ③ Tech-words 3 = (인공지능 + 빅데이터 + 머신러닝 + 딥러닝) + (모빌리티 + 스마트홈 + 메타버스 + 헬스케어 + 푸드테크 + 자율주행)

- 기술의 진보와 관련해서 많은 연구자들이 연구개발비의 투자나 특허의 효과를 관측하였는데, 전통적인 기술로서 관련 키워드 비중을 tech-words 1로 설정
- 연구개발 키워드의 비중은 “연구개발”, “연구”, “개발”의 각 키워드 비중을 합하였고, “특허”뿐만 아니라 “라이선스”⁴⁾의 비중도 합하여 전체적인 tech-words 1의 비중을 산출하였으며, 독점적 권리와 연구개발이라는 측면에서 앞서 재무 데이터를 활용한 기술 추정과 유사
- 다음으로 일반적인 기술의 모습을 나타내는 키워드로 “기술, 로봇, 자동화, 정보기술(IT)”을 그룹화하여 보편적인 기술 수준을 검토 하는 tech-words 2를 설정
- 전통적인 자본의 요소인 기계의 특징과 연관성이 높은 로봇, 자동화, 기술이라는 특징과 함께, 분석 기간이 IT 관련 이슈가 많이 나타났던 2000년 이후라는 측면을 반영
- 마지막으로 최근 신기술과 연관성이 높은 인공지능(AI) 관련 키워드들을 tech-words 3으로 설정
- 인공지능⁵⁾을 비롯해 연관성이 높은 단어인 “머신러닝, 딥러닝, 빅데이터”라는 키워드와 함께, 이들이 활용되고 있는 분야의 키워드들인 “모빌리티, 스마트홈, 메타버스, 헬스케어, 푸드테크, 자율주행”을 신기술과 관련된 키워드로 추가

4) 일부 보고서에서 “라이선스”로 표시된 키워드는 “라이선스”에 포함

5) “인공지능”과 “AI”는 하나로 통합했으며, 마찬가지로 tech-words 2의 “정보기술”과 “IT” 역시 하나로 통합

- 이렇게 기술의 이질성(heterogeneity)을 세 가지로 구분하여 기술의 특징을 살펴보고⁶⁾, 이들이 고용에 미치는 영향과 차이를 분석
- 다만 이러한 키워드의 범위 선택의 주관성과 단순 키워드들이 나타내는 기술의 의미적인 한계 역시 존재한다는 점에서 이하 서술한 분석에 대해서는 제한적으로 해석할 필요성도 존재
 - 단순히 전체 대비 관련 기술 키워드의 비중이므로 키워드 간의 내용적 연계(network)나 감성 분석(sentiment analysis) 등을 통한 텍스트 자체의 정밀한 분석 내용은 생략되어 있는 상황⁷⁾

◆ 추정된 기술 키워드의 특징

- 연구개발과 특허 키워드 기반 기술인 tech-words 1의 경우 다른 기술 그룹에 비해 평균 비율(0.453%)이 상대적으로 높은 특징
 - 산업별로 보면 관련된 수치는 제조업에서 상대적으로 높았고, 서비스업은 tech-words 1의 비율이 상대적으로 낮았음
- tech-words 2로 측정한 기술은 tech-words 1의 약 2/5의 비중을 나타냈고, 이 역시 제조업, 전기가스수도업(D & E), 건설업(F), 서비스업 순으로 높게 확인됨

6) 명확히 구분하기는 어렵지만 이러한 기술 키워드 특징이 배타적이고 독점적인 특허 및 연구개발에서 상대적으로 전방위적으로 활용되는 인공지능 관련 키워드들로 분류되는 모습은 기술의 범용성(汎用性) 측면과도 연결될 수 있을 것으로 예상

7) 이는 향후 추가 연구로 살펴볼 예정

- 인공지능에 기반한 기술을 나타내는 tech-words 3은 상대적으로 사업보고서 내 비중은 낮으나, 서비스업이 제조업의 3배 정도 높게 나타나 이전 기술 키워드 그룹의 산업별 특징과는 차이를 보임

〈표 8〉 산업별 사업보고서 키워드 기반 기술의 기초 통계

(단위: %)

산업	통계	Tech-words 1	Tech-words 2	Tech-words 3
Manuf (B & C)	mean	0.502	0.207	0.006
	p50	0.417	0.149	0.000
	sd	0.359	0.199	0.026
	obs	23,449	23,449	23,449
F	mean	0.432	0.178	0.004
	p50	0.375	0.129	0.000
	sd	0.282	0.177	0.023
	obs	1,450	1,450	1,450
D & E	mean	0.446	0.183	0.004
	p50	0.313	0.115	0.000
	sd	0.435	0.196	0.016
	obs	676	676	676
Service (Others)	mean	0.382	0.149	0.017
	p50	0.253	0.075	0.000
	sd	0.391	0.200	0.081
	obs	15,323	15,323	15,323
Total	mean	0.453	0.184	0.010
	p50	0.362	0.123	0.000
	sd	0.375	0.201	0.054
	obs	40,898	40,898	40,898

주: 1) 농업, 임업 및 어업(A)은 제외

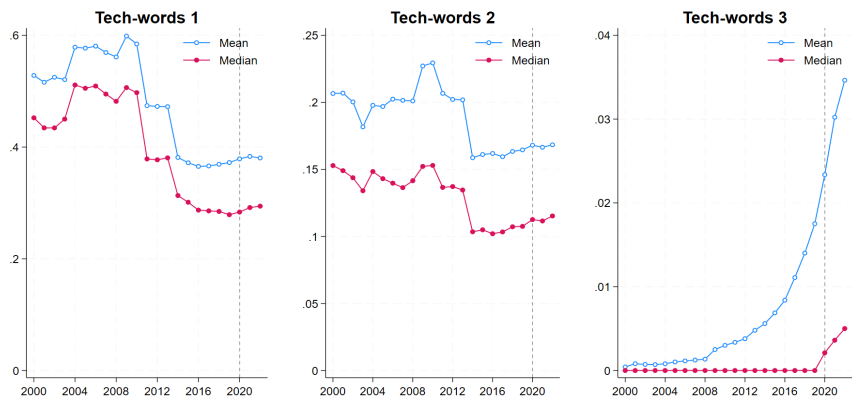
2) 통계는 평균, 중앙값, 표준편차, 관측치 수를 의미

- 각각의 키워드 기반 기술들의 시계열 추이를 통해 다른 특징들도 검토가 가능
 - tech-words 1의 경우 분석 기간 초기에는 어느 정도 상승하다가 글로벌 금융위기 이후에 몇 년동안 관련 키워드들의 비중이 감소하고 최근에는 약간 상승하는 모습이 나타남

- tech-words 2의 경우도 정도의 차이는 있으나 tech-words 1과 비슷한 기간동안 상승 및 감소세를 나타냈고, 다만 2014년을 기점으로 이후에는 관련 키워드들의 비중이 상승하는 모습
- 이들 기술과 달리 tech-words 3의 경우 분석 기간동안 급상승하는 모습을 나타냈는데 인공지능에 대한 관심이 급증했던 2016년 이후 사업보고서 내의 관련 키워드의 비중도 급증하는 모습

[그림 5] 사업보고서 키워드 기반 기술의 추이

(단위: %)



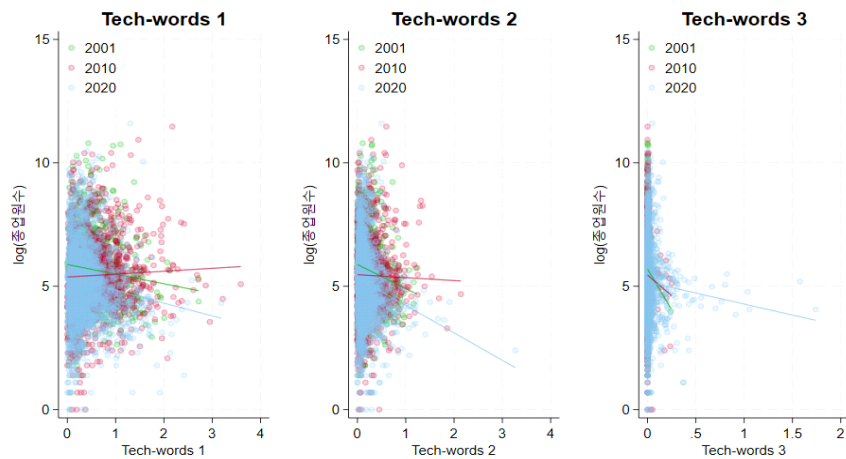
- 주: 1) 점선은 2020년 코로나19 시작 시점을 의미
- 2) 대푯값의 특징 차이를 검토하기 위해 평균과 중앙값을 함께 제시

◆ 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용의 상관성

- 사업보고서 내용에 기반한 기술의 고용 효과를 분석하기 이전에 기술과 고용의 산포도(scattergram)를 작성하여 양 변수들 사이의 상관성을 사전적으로 검토
 - 전체적으로 키워드 기반 기술들은 다수가 0에 가까운 값들 가지고 있어서 점(point)들이 y축에 가깝게 붙어서 분포된 모습
 - tech-words 1의 경우 y축, 즉 종업원 수의 분포는 연도가 지나도 크게 변하지 않았지만 x축, 즉 기술 비율에 있어서는 감소하여 좀 더 밀집되어 있는 상태
 - tech-words 2도 비율의 정도 차이는 있으나 이러한 연도 변화가 비슷하게 표현
 - tech-words 3의 경우 2016년부터 관련 키워드의 등장이 기하급수적으로 늘었던 측면을 고려했을 때 2020년의 분포의 폭이나 높이가 넓어짐
- 재무 데이터 기반 기술과는 달리 다소 밀집된 산포도의 모습으로 인해 명확한 상관성의 특징을 파악하기 어려운 측면이 있어 각 산포도 위에 기술과 고용의 단순 선형 회귀 예측값(linear regression prediction)을 추가
 - tech-words 1을 보면 2010년에는 양(+)을 기울기를 나타냈으나, 2001년과 2020년에는 음(-)의 기울기를 나타내 시기에 따라 이들의 상관성 차이를 확인

- tech-words 2와 tech-words 3은 기술기 크기에는 차이는 있으나 세 시점 모두에서 두 변수들 사이에 음(-)의 기울기가 관측되어 기술과 고용의 부정적인 연결성에 대해서도 예측해볼 수 있음

[그림 6] 연도별 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용 간의 산포도

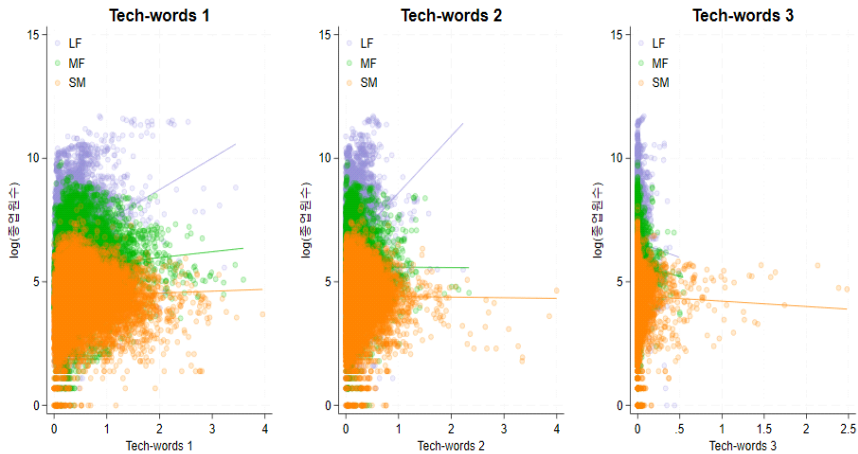


주: y축인 종업원 수는 로그 변환되었으며, 사업보고서 기반 기술들은 비율(%) 단위임

● 이러한 모습은 기업 규모별로도 차이를 나타냄

- tech-words 1의 경우 대기업은 큰 폭의 양(+)의 기울기를 나타낸 반면, 중견기업과 중소기업은 기울기가 미약하게 상승하는 모습
- tech-words 2 역시 대기업에서 고용과 높은 양(+)의 상관성을 나타내는 것처럼 보이나, 중견기업과 중소기업은 오히려 약간 음(-)의 기울기를 나타내 대조를 보임
- tech-words 3은 반대로 기업 규모와 상관없이 음(-)의 기울기를 나타냄

[그림 7] 기업 규모별 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용 간의 산포도



주: y축인 종업원 수는 로그 변환되었으며, 사업보고서 기반 기술들은 비율(%) 단위임

◆ 사업보고서를 통해 추정된 기술의 고용 효과 분석

- 키워드 기반 기술의 고용 효과 분석 모형은 무형자산 및 연구 개발비를 기술 변수로 활용한 이전 분석 구조와 동일하며, 기술 관련 변수 $T_{i,j,t}$ 가 키워드 기반 기술 벡터로 투입된다는 점만 변경
- 전 산업의 경우 기술 관련 재무 변수 분석과 유사하게 매출액과 유동자산 증가는 고용에 양(+)의 효과를 나타냈으며, 정도 차이는 있으나 매출액 증가는 모든 개별 산업의 고용에 긍정적인 효과를 발생
 - 제조업과 건설업(F)은 자산 규모 증가 역시 고용에 긍정적인 영향

- 전 산업 기준으로 살펴볼 때 tech-words 1은 고용을 증가시키고, tech-words 3은 고용을 감소시키는 것으로 확인
 - tech-words 2는 고용 감소 효과가 나타났으나, 다른 기술들에 비해 계수가 작았고 p-value 10% 수준에서도 유의하지 않음
 - 고용에 대한 효과에 있어 인공지능 관련 tech-words 3의 고용 감소 효과(-0.405%)가 tech-words 1 기술의 고용 증가(0.212%)에 비해 상대적으로 큰 값으로 확인
 - 다른 산업들과 비교했을 때 제조업의 경우 기술의 고용 효과에 있어 tech-words 1은 (+), tech- words 2는 (-), tech-words 3은 (-)로 유의미하게 확인
 - 건설업(F)의 경우 방향성은 동일하나 tech-words 3의 고용 감소 효과만이 크게 확인되었고, 전기가스수도업(D & E)의 경우 이들 기술에 의한 고용 효과가 유의하게 나타나지 않았음
 - 서비스업의 경우 tech-words 1에서만 유의하게 고용을 증가 (0.241%)시키는 것으로 나타나는데 서비스업 내 세부 산업들(〈표 10〉)도 대체로 비슷한 효과를 보이고 있음

〈표 9〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용 전체	(1) Total	(2) Manuf (B & C)	(3) F	(4) D & E	(5) Service (Others)
(로그) 총자산	0.028 (0.028)	0.087** (0.037)	0.360** (0.137)	-0.295 (0.202)	0.003 (0.040)
부채비율	0.000*** (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)
(로그) 유동자산	0.141*** (0.024)	0.087*** (0.031)	-0.098 (0.130)	0.364 (0.232)	0.179*** (0.033)
(로그) 매출총이익	-0.002 (0.010)	-0.002 (0.011)	0.021 (0.027)	0.034 (0.092)	0.012 (0.020)
(로그) 매출액	0.401*** (0.024)	0.363*** (0.032)	0.302*** (0.055)	0.478*** (0.167)	0.426*** (0.036)
COVID-19 터미	-0.123*** (0.010)	-0.122*** (0.012)	-0.023 (0.054)	-0.119 (0.081)	-0.138*** (0.022)
Tech-words 1	0.212*** (0.028)	0.196*** (0.033)	0.135 (0.174)	0.268 (0.225)	0.241*** (0.050)
Tech-words 2	-0.042 (0.049)	-0.103* (0.061)	-0.203 (0.218)	-0.259 (0.310)	0.116 (0.091)
Tech-words 3	-0.405** (0.170)	-1.001** (0.411)	-1.147* (0.680)	4.939 (3.421)	-0.118 (0.159)
Constant	-8.992*** (0.341)	-8.140*** (0.382)	-9.599*** (1.069)	-9.380*** (3.266)	-10.289*** (0.603)
Adjusted R ²	0.392	0.373	0.517	0.534	0.410
Observations	34484	22020	1335	619	10510

주: Standard errors in parentheses. * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

- 이러한 키워드로 추정된 기술들의 특징 역시 기업 규모에 따라 산업별 고용에 다른 영향을 미침
 - 앞서 기술 관련 재무 변수를 활용한 분석과 마찬가지로, 직관적인 비교를 위해 사업보고서 키워드에 기초해 추정된 산업 및 기업별 기술의 고용 효과 분석 결과(계수)들만을 취합하여 정리

- 산업별로 차이는 있으나 유의한 효과들을 보면 많은 경우 tech-words 1에 대해서는 고용 증가가, tech-words 2와 tech-words 3에 대해서는 고용 감소 효과가 나타남
- tech-words 1의 경우 제조업 대기업에서만 유의하게 고용 증가 효과를 나타낸 반면, 중견기업에서는 서비스업을 중심으로 도소매숙박업(G & I)과 사업서비스업(M & N)에서 고용이 증가하였고, 특히 중소기업에서 고용 증가 효과가 더욱 크고, 다양한 산업에서 관련 효과가 유의미하게 관측됨
- tech-words 2의 경우 대기업에서는 유의한 고용 효과가 나타나지 않았지만, 중견기업에서는 도소매숙박업(G & I)과 부동산업(L)에서 명확한 고용 감소가 확인
- 더불어 중소기업의 경우 도소매숙박업(G & I)과 운수업(H)의 고용 증가에도, 제조업을 비롯해 사업서비스업(M & N)과 예술여가 서비스업(R)이 고용 감소를 나타내 중소기업의 전체적인 고용 감소를 이끌었음
- 마지막으로 tech-words 3의 고용 효과를 보면, 몇 개 산업들을 제외하면 기업 규모별 다수의 산업들에서 고용 감소의 모습이 관측되는데, 대기업의 경우 건설업(F)과 금융 및 보험업(K), 사업서비스업(M & N)에서 고용 감소가 나타났고, 중견기업에서는 정보통신업(J)에서만 유의하게 감소를 확인
- 중소기업 전체에서도 고용 감소를 나타냈는데, 이는 제조업과 서비스업의 결합된 고용 감소 효과가 전기가스수도업(D & E)의 증가 효과를 상쇄하여 중소기업의 전체적인 고용 감소를 초래한 것으로 파악

- 분석 결과 전체적으로 사업보고서 키워드로 살펴본 이질적인 기술들의 산업별 고용 효과는 다수의 산업군에서 중소기업의 고용 효과가 더욱 유의미하게 관측되는 점도 주목할 필요

〈표 10〉 산업별 기술(사업보고서 키워드)이 고용에 미치는 효과

모형	산업(KSIC)	tech-words 1	tech-words 2	tech-words 3	combined effect
(1)	Total	0.212***	-0.042	-0.405**	(-)
(2)	Manuf	0.196***	-0.103*	-1.001**	(-)
(3)	F	0.135	-0.203	-1.147*	(-)
(4)	D & E	0.268	-0.259	4.939	.
(5)	Service	0.241***	0.116	-0.118	(+)
(6)	G & I	0.439***	0.208	-1.081	(+)
(7)	H	0.542*	-0.082	4.995	(+)
(8)	J	0.135**	0.135	-0.155	(+)
(9)	K	0.081	0.375	0.378	.
(10)	L	1.001**	0.242	-2.687	(+)
(11)	M & N	0.380***	-0.368**	-0.372	(+)
(12)	P	-0.124	-0.865	0.483	.
(13)	R	0.719**	-1.069***	-0.771	(-)

주: 1) * p < 0.1, ** p < 0.05, *** p < 0.01

2) 개별 모형에서 다른 재무 변수들과 팬데믹 영향은 통제됨

3) 결합효과(combined effect)는 유의한 계수의 합을 기준으로 평가함

〈표 11〉 산업 및 기업 규모별 기술(사업보고서 키워드)이 고용에 미치는 효과

Tech-words 1				
모형	산업(KSIC)	대기업	중견기업	중소기업
(1)	Total	0.006	0.125***	0.372***
(2)	Manuf	0.113*	0.056	0.360***
(3)	F	-0.189	0.109	0.722***
(4)	D & E	-0.345	0.856	3.860*
(5)	Service	-0.038	0.239***	0.366***
(6)	G & I	0.221	0.868***	0.317**
(7)	H	0.650	0.194	0.869
(8)	J	-0.066	0.056	0.309***
(9)	K	0.037	0.085	0.915
(10)	L	0.549	2.378**	0.461
(11)	M & N	0.275	0.400***	0.423***
(12)	P	-0.093	0.007	0.559
(13)	R	8.570	0.262	0.800**

Tech-words 2				
모형	산업(KSIC)	대기업	중견기업	중소기업
(1)	Total	-0.015	0.012	-0.116*
(2)	Manuf	-0.159	0.015	-0.223**
(3)	F	0.063	-0.110	0.095
(4)	D & E	1.226	-1.078	-0.117
(5)	Service	0.249	-0.071	0.104
(6)	G & I	0.455	-0.879*	0.547**
(7)	H	-0.282	-0.929	7.943*
(8)	J	0.051	0.106	0.056
(9)	K	0.080	0.676	-0.359
(10)	L	0.463	-0.881*	0.559
(11)	M & N	-0.068	-0.532	-0.449**
(12)	P	-2.675	-0.877	-6.289
(13)	R	-14.514	0.016	-1.167***

Tech-words 3				
모형	산업(KSIC)	대기업	중견기업	중소기업
(1)	Total	-0.064	0.010	-0.797***
(2)	Manuf	0.250	-0.335	-2.138***
(3)	F	-2.018*	4.504	-6.707
(4)	D & E	6.242	-17.197	48.142**
(5)	Service	-0.538	0.227	-0.341*
(6)	G & I	-0.024	0.012	-2.734*
(7)	H	8.123*	-2.725	0.000
(8)	J	-0.381	-0.643*	-0.104
(9)	K	-4.028*	0.742	0.660*
(10)	L	6.289**	-6.431	-11.408
(11)	M & N	-2.004*	3.388	-2.161**
(12)	P	1.341	1.526	-214.440
(13)	R	-4.130	-4.612	-1.017

주: 1) * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

2) 개별 모형에서 다른 재무 변수들과 팬데믹 영향은 통제됨

- 다만 이러한 기술의 특징은 하나의 사업보고서 내에서 키워드의 특징과 내용에 따라 추정되었기에 복합적으로 결합하여 기술 발전에 따른 전체적인 고용 효과(combined effect)로도 살펴볼 수 있음

- 일반적으로 사업보고서 내 기술 키워드들이 하나의 기술 특징만을 포함하고 있지는 않을 가능성이 높기에 각 기술의 고용 증가와 감소 효과가 상쇄되는 정도에 따라 총량적인 기술진보의 고용 효과를 가늠해 볼 수 있음
- 유의하게 나타난 계수 값들의 합으로 전체적인 고용 효과를 살펴봄
- 전 산업으로 보면 tech-words 3의 고용 효과가 tech-words 1보다 더 큰 것으로 나타나(〈표 10〉) 분석 기간 중 기업의 기술진보에 따른 고용 감소 효과가 있는 것처럼 보이지만 산업별로 살펴보면 그 특징의 차이를 알 수 있음
- 세 기술의 유의성이 모두 나타난 제조업의 경우 tech-words 2와 3을 합한 총고용 감소 효과가 tech-words 1의 고용 증가 효과보다 크게 나타나 전체적(combined effect)으로는 고용이 감소하는 모습
- 반면 예술여가서비스업(R)을 제외한 개별 서비스업들에서는 tech-words 1의 효과로 인해 전체적인 고용 증가 효과가 유의하고 크게 나타나 제조업과 달리 서비스업의 경우 기술진보의 고용 증가 효과가 있는 것으로 확인
- 이러한 산업별 방향성 차이는 기술 관련 재무 변수인 무형자산과 연구개발비의 고용 효과에서는 검토되지 못한 사항으로 기술의 특징에 따른 산업별 고용 효과 차이가 나타날 가능성에 대한 추가적인 함의를 제시

4. 결론

- 본고에서는 기업 데이터를 활용하여 기술과 고용의 연관성을 살펴 보고 기술의 발전이 고용에 미치는 영향에 대한 분석을 수행
 - 기술 관련 재무 변수들과 사업보고서 내 기술 관련 키워드들을 추출 및 식별하여 추상적인 기술의 대리변수(proxy variable)로 활용
- 분석을 통해 기술의 특징에 따라 기술진보가 고용에 미치는 영향은 산업 및 기업 규모별로 차이를 나타낼 가능성을 시사
 - 무형자산 및 연구개발비와 같은 재무 변수 기반 기술진보는 전체 및 다수의 개별 산업에서 고용을 유의미하게 증가시켰으며, 전체적으로는 기업 규모가 클수록 이러한 효과도 크게 나타나는 모습
 - 반면 사업보고서의 내용을 통해 추정된 키워드 기반 세 가지 기술은 특징에 따라 고용 효과 차이를 관측
 - 연구개발 및 특허 키워드 기반 기술진보(tech-words 1)의 경우 재무 변수와 유사하게 다수의 산업에서 고용 증가 효과가 있는 것으로 나타난 반면, 로봇, IT 및 자동화 키워드 기반 기술진보(tech-words 2)는 일부 산업들에서 고용 감소 효과가 있는 것으로 확인
 - 마지막으로 인공지능 키워드 관련 기술(tech-words 3)은 제조업과 건설업을 중심으로 전체적인 고용 감소 효과를 나타냈으며,

서비스업 내 일부 산업들에서 기업 규모별로 유의미한 고용 감소 효과 차이를 나타내기도 함

- 금액 정보(financial information)를 바탕으로 하는 재무 데이터의 분석 결과와 달리 사업의 내용(text information)에 기반한 기술진보의 고용 효과는 다수의 산업에서 대기업과 비교해 상대적으로 중소기업에서 유의하면서도 큰 효과를 나타내, 기술의 측정과 기업의 특징에 따라 결과의 차이를 관찰
- 유의성에 기반하여 사업보고서 기반 세 기술의 결합된 효과(combined effect)를 살펴보면 전체적으로 제조업은 기술진보에 따른 고용 감소 효과를 보이는 반면, 서비스업은 고용 증가 효과를 나타내 산업별 차이를 확인
- 기술진보에 따른 산업 및 기업 규모별 고용 효과 차이는 정책의 방향을 세분화하여 설계할 필요가 있음을 시사
 - 기술의 특징에 따른 산업별 고용 효과 차이는 미세한 산업 정책을 설계하고 마련하는 데 있어 의미 있는 정보로 사용 가능
 - 동시에 다른 기업 규모에 비해 중소기업에 대한 기술진보 효과가 다수의 유의미한 결과를 나타냈다는 점에서 중소기업에 대한 자금지원이나 인력 육성 등 기업 정책 마련에 관련 정보가 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대
- 다만 본 연구의 기술 측정과 이를 통한 분석에 있어 일부 보완할 요소들이 존재
 - 본 분석은 기술 관련 재무 데이터 정보를 확장하여 사업보고서

내용을 기반으로 기술의 수준을 추정하였고 이들의 특징 및 고용에 대한 효과 차이를 확인

- 제한적인 키워드 비율 수준을 넘어 기술 관련 키워드의 범위 확장 및 키워드 내용들 사이의 연계 정보(connected information) 파악 등을 통해 기술의 특징과 행태를 보다 구체화할 필요성도 존재
- 동시에 기술 충격에 따른 고용의 동태적인(dynamic) 변화 분석을 통해 기술진보의 특징 차이가 가져올 고용의 시점별 영향에 대한 분석과 함의 도출도 필요할 것으로 예상

참 고 문 헌

- Acemoglu, D., Lelarge, C., & Restrepo, P. (2020). Competing with robots: Firm-level evidence from France. In AEA papers and proceedings (Vol. 110, pp. 383–388). 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203: American Economic Association.
- Kaiser, U. (2000). New technologies and the demand for heterogeneous labor: firm-level evidence for the German business-related service sector. *Economics of Innovation and New Technology*, 9(5), 465–486.
- Ortiz, J., & Salas Fumas, V. (2020). Technological innovation and the demand for labor by firms in expansion and recession. *Economics of Innovation and New Technology*, 29(4), 417–440.