기본연구 | 24-05

기술진보에 따른 산업별 업무 변화 연구

서영선

2024. 12

정보통신정책연구원
KOREA INFORMATION SOCIETY DEVELOPMENT INSTITUTE

기본연구 | 24-05

기술진보에 따른 산업별 업무 변화 연구

서영선

2024. 12

정보통신정책연구원
KOREA INFORMATION SOCIETY DEVELOPMENT INSTITUTE

서 언

인공지능 기술이 사회 전반에 빠르게 활용되면서 경제에 미치는 영향에 대한 관심이 높아지는 상황입니다. 특히 다양한 분야 중 기술의 발전이 일자리를 없앨 것인지, 오히려 늘릴 것인지에 대한 논의는 과거부터 현재까지 여전히 논쟁 중입니다. 그만큼 기술의 진보가 노동시장에 미칠 영향을 파악하는 것은 경제 전체를 이해하는 데 있어 중요한 이슈입니다.

본 연구는 기술진보에 따른 업무 변화를 산업별로 살펴봄으로써 노동시장에 미치는 기술의 영향을 구체적으로 살펴보았습니다. 집계 데이터를 이용한 업무(task) 분석과 더불어 기업 데이터를 활용하여 기술의 이질적인 특성을 살펴보고, 이를 통해 고용(employment) 효과의 차이를 산업 및 기업 규모별로도 살펴보았습니다. 마지막에서는 기술진보의 업무와 고용 효과를 비교하여 기술진보가 노동시장에 미치는 영향 차이에 대한 분석도 시도하였습니다. 이러한 내용은 기술의 발전이 노동시장에 미치는 영향을 기술의 특징, 산업 및 기업 규모별 구분, 업무와 고용 등 다양한 각도에서 광범위하게 살펴보았다는 점에서 의미가 있다고 할 수 있습니다. 본 보고서가 출간되기까지 많은 분들의 도움이 있었습니다. 저자는 보고서에 대해 유익한 논평을 해준 익명의 심사자들과 자문자들, 그리고 원활한 연구 수행을 도와준 진정민 전문연구원님께 감사를 표하였습니다.

마지막으로 본 연구가 제공하는 다양한 결론 및 함의가 향후 관련 연구를 수행하려는 연구자들과 정책을 설계하려는 입안자들에게 가치 있는 정보로 활용되기를 기대합니다.

2024년 12월

정보통신정책연구원

원장 직무대행 김 정 언

목 차

서 언 ····· 1

요약문 ····· 13

제 1 장 서 론 ····· 19

제 2 장 선행연구 ····· 22

제 3 장 집계 데이터(aggregate data)로 살펴본 기술진보와 산업별 업무 변화 ····· 27

제 1 절 선행연구의 방법론 설명 ····· 27
제 2 절 데이터와 변수 설명 ····· 30
제 3 절 산업별 분석 결과 비교 ····· 33
1. 전 산업 노동수요 분해 및 업무 변화 추이 ····· 33
2. 산업별 노동수요 분해 및 업무 변화 추이 ····· 36
제 4 절 소 결 ····· 51

제 4 장 기업 데이터(firm-level data)로 살펴본 기술진보와 산업별 고용 ····· 53

제 1 절 재무 데이터를 활용한 기술진보와 고용 ····· 54
1. 재무 데이터와 변수 설명 ····· 54
2. 각 재무 변수들의 시계열 추이 ····· 60
3. 기술을 나타내는 변수들 검토 ····· 67

4. 재무 변수 기반 기술과 고용과의 상관성(산포도) ····· 75
5. 기업 규모별 재무 변수 기초 통계 차이 ····· 77
6. 기업 규모별 재무 변수 기반 기술과 고용의 상관성(산포도) ····· 86
7. 기술 관련 재무 변수를 활용한 고용 효과 분석 ····· 88
제 2 절 사업보고서로 살펴본 기술진보와 고용 ····· 103
1. 사업보고서 설명 및 기술의 측정 ····· 104
2. 추정된 기술의 특징 ····· 107
3. 기업 규모별 사업보고서 기반 기술의 기초 통계 ····· 111
4. 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용의 상관성(산포도) ····· 115
5. 사업보고서를 통해 추정된 기술의 고용 효과 분석 ····· 117
제 3 절 소 결 ····· 134

제 5 장 기술진보에 따른 산업별 업무 변화 분석 및 고용과의 비교 ····· 136

제 1 절 재무 데이터 기반 기술진보에 따른 업무 변화 분석 ····· 137
제 2 절 사업보고서 기반 기술진보에 따른 업무 변화 분석 ····· 150
제 3 절 기술진보에 따른 산업별 업무 변화 요약 ····· 168
제 4 절 기술진보에 따른 산업별 업무와 고용 효과의 비교 ····· 168
제 5 절 소 결 ····· 183

제 6 장 결론 및 시사점 ····· 185

참고문헌 ····· 188

〔부록 1〕 제4장 무형자산 및 연구개발 관련 비용 세부 항목의 고용에 미치는 영향 추정 결과 ····· 191

〔부록 2〕 제5장 무형자산 및 연구개발 관련 비용 세부 항목의 업무에 미치는 영향 추정 결과 ····· 197

Abstract ····· 203

표 목 차

〈표 3-1〉 기술에 대한 노동수요의 영향 분해 ····· 29
〈표 3-2〉 노동수요의 효과 분해 및 활용 데이터 ····· 32
〈표 3-3〉 분석 기간 중 창출 및 소멸 효과의 산업별 비교 ····· 50
〈표 4-1〉 대표적인 기업 재무 변수들의 의미와 특징 ····· 55
〈표 4-2〉 확보된 전체 샘플 및 산업별 관측치 수 ····· 57
〈표 4-3〉 전체 샘플 및 산업별 재그룹화 ····· 58
〈표 4-4〉 연도 및 산업별 확보된 기업 수 추이 ····· 59
〈표 4-5〉 주요 검토 대상 고용 및 재무 변수 ····· 60
〈표 4-6〉 산업별 고용 및 주요 재무 변수 기초 통계 ····· 64
〈표 4-7〉 서비스업별 고용 및 주요 재무 변수 기초 통계 ····· 65
〈표 4-8〉 산업별 무형자산 변수 기초 통계 ····· 69
〈표 4-9〉 서비스업별 무형자산 변수 기초 통계 ····· 70
〈표 4-10〉 산업별 연구개발 관련 비용 기초 통계 ····· 73
〈표 4-11〉 서비스업별 연구개발 관련 비용 기초 통계 ····· 74
〈표 4-12〉 4대 지능정보기술의 기업 규모별 활용률 ····· 78
〈표 4-13〉 기업 규모에 대한 법률 및 정의 ····· 78
〈표 4-14〉 산업 및 기업 규모별 재무 변수 기초 통계(중앙값) ····· 81
〈표 4-15〉 산업 및 기업 규모별 무형자산 변수 기초 통계(중앙값) ····· 84
〈표 4-16〉 산업 및 기업 규모별 판매비와 관리비 및 연구개발 비용
기초 통계(중앙값) ····· 85
〈표 4-17〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 91
〈표 4-18〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 대기업 ····· 92

〈표 4-19〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 중견기업 ····· 93
〈표 4-20〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 중소기업 ····· 94
〈표 4-21〉 기술(무형자산)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 96
〈표 4-22〉 기술(무형자산)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 대기업 ····· 97
〈표 4-23〉 기술(무형자산)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 중견기업 ····· 98
〈표 4-24〉 기술(무형자산)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 중소기업 ····· 99
〈표 4-25〉 기술(판매비와 관리비: 경상연구개발비)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 101
〈표 4-26〉 산업별 무형자산 개별 항목 및 연구개발비가 고용에 미치는 효과 ····· 102
〈표 4-27〉 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)이 고용에 미치는 효과 ····· 103
〈표 4-28〉 산업별 사업보고서 키워드 기반 기술 기초 통계 ····· 108
〈표 4-29〉 산업 및 기업 규모별 사업보고서 키워드 기반 기술 특징: 평균 ····· 112
〈표 4-30〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 119
〈표 4-31〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 대기업 ····· 120
〈표 4-32〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 중견기업 ····· 121
〈표 4-33〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 중소기업 ····· 123
〈표 4-34〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 124
〈표 4-35〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 대기업 ····· 125

〈표 4-36〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 중견기업 ····· 126
〈표 4-37〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 중소기업 ····· 127
〈표 4-38〉 산업별 기술(사업보고서 키워드)이 고용에 미치는 효과 ····· 130
〈표 4-39〉 산업 및 기업 규모별 기술(사업보고서 키워드)이 고용에 미치는 효과 ····· 132
〈표 5-1〉 기술(무형자산)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 139
〈표 5-2〉 기술(무형자산)이 산업별 업무에 미치는 영향: 대기업 ····· 140
〈표 5-3〉 기술(무형자산)이 산업별 업무에 미치는 영향: 중견기업 ····· 142
〈표 5-4〉 기술(무형자산)이 산업별 업무에 미치는 영향: 중소기업 ····· 143
〈표 5-5〉 기술(무형자산)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 144
〈표 5-6〉 기술(무형자산)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 대기업 ····· 145
〈표 5-7〉 기술(무형자산)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 중견기업 ··· 146
〈표 5-8〉 기술(무형자산)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 중소기업 ··· 147
〈표 5-9〉 기술(판매비와 관리비: 경상연구개발비)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 148
〈표 5-10〉 산업별 무형자산 개별 항목 및 연구개발비가 업무에 미치는 효과 ····· 149
〈표 5-11〉 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)이 업무에 미치는 효과 ···· 150
〈표 5-12〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 152
〈표 5-13〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 업무에 미치는 영향: 대기업 ····· 153
〈표 5-14〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 업무에 미치는 영향: 중견기업 ····· 154

〈표 5-15〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 업무에 미치는 영향: 중소기업 ····· 156
〈표 5-16〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 157
〈표 5-17〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 대기업 ····· 158
〈표 5-18〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 중견기업 ····· 160
〈표 5-19〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 중소기업 ····· 161
〈표 5-20〉 산업별 기술(사업보고서 키워드)이 업무에 미치는 효과 ····· 162
〈표 5-21〉 산업 및 기업 규모별 기술(사업보고서 키워드)이 업무에 미치는 효과 ····· 166
〈표 5-22〉 기술진보에 따른 업무 및 고용 효과의 변화 방향 ····· 169
〈표 5-23〉 기술(무형자산)이 고용과 업무에 미치는 효과 방향 요약 ····· 171
〈표 5-24〉 기술(사업보고서 키워드)이 고용과 업무에 미치는 효과 방향 요약: 전체 ····· 174
〈표 5-25〉 기술(사업보고서 키워드)이 고용과 업무에 미치는 효과 방향 요약: 기업 규모별 ····· 178
〈부록1 표 1〉 기술(무형자산: 영업권)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 191
〈부록1 표 2〉 기술(무형자산: 산업재산권)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 192
〈부록1 표 3〉 기술(무형자산: 개발비)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 193

〈부록1 표 4〉 기술(무형자산: 소프트웨어)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 194
〈부록1 표 5〉 기술(판매비와 관리비: 연구비)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 195
〈부록1 표 6〉 기술(판매비와 관리비: 경상개발비)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체 ····· 196
〈부록2 표 1〉 기술(무형자산: 영업권)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 197
〈부록2 표 2〉 기술(무형자산: 산업재산권)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 198
〈부록2 표 3〉 기술(무형자산: 개발비)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 199
〈부록2 표 4〉 기술(무형자산: 소프트웨어)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 200
〈부록2 표 5〉 기술(판매비와 관리비: 연구비)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 201
〈부록2 표 6〉 기술(판매비와 관리비: 경상개발비)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체 ····· 202

그 림 목 차

[그림 3-1] 산업별 노동소득분배율 및 부가가치 비율 ····· 34
[그림 3-2] 노동수요 및 업무 변화(전 산업) ····· 35
[그림 3-3] 노동수요 및 업무 변화(C 제조업) ····· 37
[그림 3-4] 노동수요 및 업무 변화(B 광업) ····· 38
[그림 3-5] 노동수요 및 업무 변화(D&E 전기가스수도업) ····· 38
[그림 3-6] 노동수요 및 업무 변화(F 건설업) ····· 39
[그림 3-7] 노동수요 및 업무 변화(G&I 도소매숙박업) ····· 40
[그림 3-8] 노동수요 및 업무 변화(H 운수업) ····· 41
[그림 3-9] 노동수요 및 업무 변화(J 정보통신업) ····· 42
[그림 3-10] 노동수요 및 업무 변화(K 금융 및 보험업) ····· 43
[그림 3-11] 노동수요 및 업무 변화(L 부동산업) ····· 43
[그림 3-12] 노동수요 및 업무 변화(M&N 사업서비스업) ····· 44
[그림 3-13] 노동수요 및 업무 변화(P 교육서비스업) ····· 44
[그림 3-14] 노동수요 및 업무 변화
(Q 의료, 보건업 및 사회복지서비스업) ····· 45
[그림 3-15] 노동수요 및 업무 변화(R 예술여가서비스업) ····· 46
[그림 3-16] 분해된 창출 및 소멸 효과의 산업 분포 비교 ····· 49
[그림 3-17] 뉴스 데이터를 활용한 기술 변화의 추이 ····· 52
[그림 4-1] 연도별 무형자산 항목과 고용 간의 산포도 ····· 76
[그림 4-2] 연도별 연구개발 비용과 고용 간의 산포도 ····· 77
[그림 4-3] 기업 규모별 무형자산 항목과 고용 간의 산포도 ····· 87
[그림 4-4] 기업 규모별 연구개발 비용과 고용 간의 산포도 ····· 88

[그림 4-5] 사업보고서 키워드 기반 기술의 추이 ····· 109
[그림 4-6] 산업별 사업보고서 키워드 기반 기술의 추이 ····· 110
[그림 4-7] 기업 규모별 사업보고서 키워드 기반 기술의 추이 ····· 114
[그림 4-8] 연도별 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용 간의 산포도 ···· 116
[그림 4-9] 기업 규모별 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용 간의 산포도 ····· 117
[그림 5-1] 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체 ····· 172
[그림 5-2] 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업 ····· 172
[그림 5-3] 산업별 기술(사업보고서 키워드)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체 ····· 175
[그림 5-4] 산업별 기술(사업보고서 키워드)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업 ····· 176
[그림 5-5] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 1)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체 ····· 179
[그림 5-6] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 1)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업 ····· 180
[그림 5-7] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 2)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체 ····· 180
[그림 5-8] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 2)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업 ····· 181
[그림 5-9] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 3)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체 ····· 181
[그림 5-10] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 3)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업 ····· 182

요 약 문

1. 제 목

기술진보에 따른 산업별 업무 변화 연구

2. 연구 목적 및 필요성

최근 인공지능을 비롯한 기술이 빠르게 발전함에 따라 기술이 노동시장에 미치는 영향에 대한 관심이 높은 상황이다. 기술진보는 기업의 업무(task)를 변화시키고 궁극적으로는 고용(employment)에 영향을 줄 수 있으며, 이러한 영향은 산업별 차이로 나타날 수 있다. 본 연구는 기술진보로 인한 업무 변화 및 고용 효과를 산업별로 추정하고 이러한 효과들의 비교 및 특징 차이를 분석하여 정책 설계를 위한 다양한 함의를 도출하고자 한다.

3. 연구의 구성 및 범위

본 연구는 크게 세 가지로 구성된다. 먼저 선행연구의 방법론(Acemoglu and Restrepo, 2019) 및 집계 데이터를 활용하여 기술진보로 인한 국내 산업별 업무 변화를 추정하고 산업별 특징을 비교하였다. 두 번째로 산업을 구성하는 개별 단위인 기업 측면을 분석하기 위해 기업 데이터를 활용한 분석을 진행하였는데, 이와 관련하여 고용을 포함한 재무 데이터와 사업보고서를 사용하였다. 이는 기술 관련 재무 데이터의 활용으로는 기술의 이질성(heterogeneity)을 살펴보기 어렵다는 측면에서 텍스트 정보인 사업보고서에 기반하여 이를 추정하였다. 재무 데이

터에는 기업의 고용 정보가 포함되어 있다는 점에서 우선적으로 기술진보가 고용에 미치는 영향에 대해 산업별 분석을 진행하였다. 마지막으로는 앞서 첫 번째 분석에서 추정한 산업별 업무 변화 효과에 기술진보가 어떠한 영향을 미치는지 분석하였으며, 이를 두 번째 연구 결과와 연결지어 기술진보에 따른 산업별 업무 변화와 고용 효과의 차이를 다각도로 살펴보았다.

4. 연구 내용 및 결과

본 연구의 세 단계 구성에 맞춰 주요 연구 결과를 정리하면 다음과 같다.

Ⅰ. 집계 데이터(aggregate data)로 살펴본 기술진보와 산업별 업무 변화

본 장에서는 Acemoglu and Restrepo(2019) 방법론을 활용하여 기술진보에 따른 국내 산업별 업무 변화를 추정하고 산업별 특징 차이를 살펴보았다. 새로운 기술이 자동화를 통해 노동수요에 영향을 미치는 과정을 생산성 효과, 대체효과, 구성효과, 그리고 업무 변화로 분해하여 측정하였다. 그리고 업무 변화는 창출효과(reinstatement effect)와 소멸효과(displacement effect)로 구분하여 살펴보았다. 기술진보로 인한 업무 변화는 산업별로 다른 추이와 변화의 폭을 나타내었다. 대표적으로 제조업과 건설업을 비롯해 서비스업 내 정보통신업, 부동산업에서는 분석 기간 중 업무 변화의 상승세가 나타나는 반면, 금융 및 보험업이나 사업서비스업, 예술여가서비스업은 상대적으로 큰 소멸효과로 업무 변화가 감소하여 산업별 대조를 보였다. 이러한 기술진보의 업무 변화 효과는 경제·사회적으로 큰 충격을 받은 시기에는 창출 및 소멸 중 한쪽의 효과가 극단적으로 높은 특징 차이도 나타냈다.

II. 기업 데이터(firm-level data)로 살펴본 기술진보와 산업별 고용

기술의 직접적인 발전이 노동수요에 어떠한 영향을 줄 수 있는지 살펴보기 위해 재무 데이터와 사업보고서의 두 가지 기업 데이터를 활용하여 기술진보의 산업별 고용 효과를 살펴보았다. 기술 관련 재무 변수를 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, 일반적으로 기업 규모가 클수록 고용 증가 효과도 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 산업에서 고용 감소 효과가 있는 것으로 나타났다. 마지막으로 인공지능 관련 기술(tech-words 3)은 제조업과 건설업을 비롯해 서비스업 내 대기업과 중소기업에서 고용 감소 효과를 나타내 기업 규모에 따라 특징 차이도 두드러졌다. 이처럼 기술이 지니는 이질적인 특징에 따라 고용 효과의 방향과 정도가 달라지는 것을 알 수 있다. 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 특징에 따른 결과의 차이를 관찰할 수 있었다.

다만 하나의 사업보고서 내에서 키워드 특징에 따라 각각 추정된 세 가지 기술들은 복합적(complex)으로 결합되어 전체적인 고용에 영향을 줄 것이다. 유의성에 기반하여 결합된 효과(combined effect)를 살펴보면 전체적으로 제조업은 기술진보에 따른 고용 감소 효과를 보이는 반면, 서비스업은 고용 증가 효과를 나타내 산업별 차이를 확인할 수 있었다.

Ⅲ. 기술진보에 따른 산업별 업무 변화 분석 및 고용과의 비교

기술진보에 따른 산업별 업무 변화 효과는 재무 변수 기반 기술과 사업보고서 기반 기술을 활용한 이전의 고용 분석 결과와는 차이를 보이는데, 무형자산의 증가는 전체적으로 업무 변화를 증가시키는 것으로 확인되었고, 이는 일반적으로 기업 규모가 클수록 큰 효과를 나타냈다. 반면 사업보고서를 통해 추정된 세 기술의 경우는 기술에 따라 업무 변화 효과의 차이를 나타냈는데, 산업 및 기업 규모별 차이는 있지만 전반적으로 연구개발 및 특허 관련 기술(tech-words 1)과 로봇, 자동화, IT 관련 기술(tech-words 2)은 업무 변화 감소를 나타낸 반면, 인공지능 관련 기술(tech-words 3)에서는 중견기업을 중심으로 업무 변화 증가를 나타내 앞서 두 기술과의 차이를 나타냈다.

고용과 마찬가지로 기술진보에 따른 업무 변화 효과 역시 세 기술들의 효과 결합으로 전체적인 영향을 판단할 수 있는데 제조업은 기술진보에 따라 전체적으로 업무 증가 효과를 보인 반면, 서비스업은 업무 감소 효과가 있어 산업별 대조를 보이고 이는 고용의 결과와 차이를 보인다.

기술진보에 따른 산업별 업무 변화 및 고용에 미치는 효과를 종합적으로 비교해 보면 기술 관련 재무 데이터를 통해 살펴본 결과는 정도의 차이는 있으나 기술진보가 대체적으로 업무 변화와 고용을 증가시키는 것으로 확인되어 일반적으로 생각할 수 있는 업무-고용의 긍정적 구조(positive mechanism)를 확인할 수 있다. 하지만 금액 정보에 기인한 이러한 기술 변화는 앞서 언급한 것처럼 기술이 지니는 이질적인 특징을 반영하지 못하는 정보적 한계(limited information)가 있기에 기술의 특징을 고려한 기술진보의 효과는 다르게 나타날 수 있다. 이러한 특징을 고려한 사업보고서 내용 기반 기술의 경우 다소 다른 결과를 나타내는데, 산업 및 기업 규모별로 차이가 있으나 전반적으로 연구개발 및 특허 관련 기술(tech-words 1)은 '업무 감소-고용 증가'의 모습이, 로봇, 자동화, IT 관련 기술(tech-words 2)은 '업무 감소-고용 감소'로, 인공지능 관련 기술(tech-words 3)은 '업무 증가-고용 감소'를 나타내 기술의 특징에 따라 업무 변화와 고용 효과의

방향성이 다를 수 있다는 사실을 알 수 있다. 다시 말해 기술이 지니는 내재적인(implicit) 특징에 따라 기술진보로 인한 업무-고용 효과가 반드시 동일한 방향성을 나타내지 않을 수 있으며, 기술 충격에 따른 노동시장의 영향을 판단하거나 분석할 때 이러한 측면을 고려할 필요가 있음을 의미한다.

5. 기대효과

본 연구는 기술진보로 인한 산업별 업무 및 고용 변화의 효과를 살펴보았다. 이러한 영향은 산업별로 차이를 나타냈고, 동시에 기업 규모별로 유의미한 효과 차이가 발생하는지도 확인하였다. 재무 정보 기반 기술과는 별개로 텍스트 정보에 기반한 추정을 통해 기술의 이질성(heterogeneity)을 살펴보고, 개별 기술들의 산업별 업무 및 고용 효과와 함께 이들의 방향성 비교 등 다양한 특징들을 살펴보았다.

이러한 기술 충격(진보)에 따른 산업 및 기업 규모별 고용 효과 차이는 산업 정책과 기업 지원 정책의 방향을 세분화하여 설계할 필요가 있음을 시사한다. 기술의 발전에 따라 특정 산업은 노동집약적 업무들이 새로 생겨나는 반면, 다른 산업은 자동화 등에 따른 업무 소멸이 상대적으로 높다면 양 산업에 대한 정책 설계 및 지원 방향은 차별화될 필요가 있다. 동시에 기술의 특징에 따라 고용 효과가 다를 수 있다는 점도 주목할 필요가 있다. 직접적인 고용이나 노동시장 변화에 더욱 관심을 가질 수 있는 정책 설계자의 경우 기술의 특징에 따른 고용 효과 차이는 정책을 마련하고 지원하는 데 있어 중요한 정보가 될 수 있다.

기술진보의 노동시장 효과가 전 산업에 공통적으로 긍정적인 영향을 미치는 것이 아닌, 기술의 특징, 산업 및 기업의 규모, 그리고 시기에 따라 다르게 나타날 수 있다는 점에서 정책 설계 시 이러한 특징을 고려해야 정책의 효과를 높일 수 있다. 이는 특정 산업 육성이나 고용 보조금 지원 등에서 정책 설계자가 어느 부분에 가중치를 두고 정책을 마련할지에 대한 정보를 제공한다고 할 수 있다. 동시

에 이를 통해 장기적으로 기술진보에 따른 일자리 변화와 불평등, 갈등 심화 등 미래 사회에 발생할 수 있는 노동시장 문제의 완화와 함께 고용시장의 효율성도 높일 수 있을 것으로 예상된다. 결과적으로 산업 및 기업 데이터를 활용한 기술진보와 업무-노동 효과의 산업별 차이는 정책 설계를 위한 다면적인 기초 정보를 제공할 것으로 기대된다. 동시에 다른 기업 규모에 비해 산업별 중소기업에 대한 기술진보 효과가 상대적으로 유의미한 결과가 많았다는 점에서 중소기업에 대한 정책 설계나 지원에도 유용한 정보로 활용될 수 있을 것이다.

즉, 본 연구 결과는 산업 간 비교와 더불어 이들 산업 내 기업의 행태를 동시에 살펴봄으로써 거시적 산업 정책과 미시적 기업 지원을 위한 정책적 가이드라인 마련에 가치 있는 정보를 제공할 것으로 판단된다. 마지막으로 단편적으로 바라본 기술의 모습을 재무 정보 및 사업보고서의 내용을 함께 활용하여 기술을 식별하고 기술진보의 이질성과 효과 차이를 하나의 분석 시스템하에서 살펴보았다는 점에서 학술적으로도 의의가 있을 것으로 기대된다.

제1장 서 론

기술은 빠르게 진보하고 있다. 연필로 작성하던 원고는 타자기(typewriter)가 개발되면서 좀 더 편리해졌으나 곧이어 등장한 컴퓨터(computer)의 보급으로 인간의 글쓰기 속도와 생산성을 빠르게 향상시켰다. 현재는 음성을 글로 전환하는 기술이 상용화되어 소리의 전달로 글을 쓸 수도 있고, 인공지능(AI) 기술의 발전은 글 자체를 생성(generative)해내는 수준까지 도달하면서 우리는 이러한 업무수행에 있어 노동력의 상당 부분을 절약할 수 있게 되었다. 노동을 수요하는 기업 입장에서는 기술진보로 말미암아 수십 명이 투입되던 작업을 단 몇 명의 운용으로 인력구성을 조정할 수 있게 되었다. 반면에 기술의 발전이 생산성 향상과 함께 새로운 업무들을 생성해내는 역할도 할 수 있는데, 컴퓨터의 등장과 보급은 이전에 없던 데이터베이스나 네트워크 관리 업무가 필요해졌고, 요즘에는 인공지능 기술을 전문적으로 활용하는 업무들도 새롭게 생겨나고 있다.

이처럼 기술의 진보는 업무(task)를 변화시키고 이와 연결해서 일자리(job)와 노동시장의 변화를 가져다줄 수 있다. 과거부터 연구자들은 기술진보와 노동의 연결고리에 대해 많은 관심을 가져왔다. 기술의 발전으로 인한 생산성 향상이 인간의 업무를 대체하는지 아니면 보완하는지에 따라 기술진보를 바라보는 시선은 양분(兩分)되기도 하였다. 과거에는 기술의 발전이 업무를 소멸시키고 일자리를 없애는 방향으로 작용하는 것을 우려하여 러다이트(Luddite) 운동과 같은 산업화나 자동화에 반대하는 목소리가 크게 나타나기도 했고, 최첨단 기술이 빠르게 증가하는 현재도 이러한 걱정은 마찬가지이다. 많은 근로자들이 여전히 기술진보로 일자리를 잃고 이로 인한 소득의 소멸을 두려워하고 있다. 하지만 기술진보에 따른 생산성의 향상은 노동수요에 긍정적인 영향을 미칠 수 있고, 새로운 업무를 소개해줄 수 있는 장점도 있다는 점에서 이를 옹호하는 집단도 마찬가지로 존재한다.

세계경제포럼(WEF, 2023)에 따르면 향후 5년(2023~2027) 안에 8,300만 개의

일자리가 사라지고 6,900만 개의 새로운 일자리가 생성될 것으로 예상하는 등 국내외 다양한 연구들에서 기술진보에 의한 일자리 변화 및 영향에 대한 전망이 꾸준히 진행되고 있다. 최근 기술 발전 속도가 급격히 빨라짐에 따라 이러한 업무 변화와 그 충격에 대한 효과 역시 관심이 높아지고 있지만 기술진보가 초래하는 업무 및 고용 변화의 효과에 대해서는 여전히 많은 논쟁이 진행 중이다. 그리고 이러한 논쟁은 전체적인 측면만 아니라 각자의 영역이나 분야에서 좀 더 차별화되어 나타날 수 있다. 즉, 기술진보로 인한 업무 변화는 산업별 상황과 특징에 따라 차이를 나타낼 수 있으며 이는 노동수요(labor demand)를 변화시켜 각 산업으로 파급될 수 있다는 것을 의미한다. 업무의 변화는 각 산업이 지니는 구조적 상황이나 개별 주체들의 특징에 따라 차이를 나타낼 수 있는데, 기존에 노동집약적으로 대표되는 산업들은 기술진보와 자동화 등으로 업무 및 인력 수요의 변화가 클 수 있지만, 이는 산업의 집중도(concentration ratio)나 기업의 재무 상황, 그리고 인력의 숙련도 등에 따라 달라질 수도 있다.

WEF(2023)는 노동시장에서 이러한 신규 및 소멸로 인해 예상되는 일자리 이동이 산업별로 차이를 나타낼 것으로 전망하였는데, 현재 고용 상황을 기준으로 음식숙박업의 경우 이러한 일자리 이동이 낮을 것으로 전망되나 미디어, 정부 및 공공 영역, ICT 산업은 높은 일자리 이동이 있을 것으로 예상하였다. 김영민·김한흰(2019)은 제조용 로봇을 통한 산업부문 자동화가 국내외에서 활발히 추진되고 있으나 제조업 내 업종별로도 이러한 로봇을 도입하는 추세에는 차이가 있음을 확인하였고, 최근에는 다수의 뉴스와 연구들에서 언급되듯이 문화·예술 산업에서도 과거에는 대체가 어려울 것이라는 인간의 창작 및 판단 영역까지도 인공지능 기술이 발전함으로써 관련 업무들의 전환 가능성에 대해 활발한 논의가 진행 중이다.

이러한 배경에서 본 연구는 기술진보로 인한 노동시장의 긍·부정 효과에 대해 산업별로 살펴보고 이에 대한 함의를 도출하고자 한다. 기본적으로 Acemoglu and Restrepo(2019)의 연구 프레임과 방법론을 국내에 적용함과 동시에 세밀화된 분석을 위해 기업 수준의 데이터(firm-level database)들을 함께 활용하여 기

존 연구에서 살펴보기 어려웠던 사항들에 대한 분석도 수행한다. Alekseeva et al.(2021)은 더 큰 시가총액(market capitalization), 자본 보유, 연구개발비(R&D) 투자액을 가진 기업들이 인공지능 기술에 대해 더 높은 수요를 가졌음을 확인하였는데, 이는 개별 기업의 상황이 첨단기술 도입과 일자리에 영향을 주고 받을 수 있음을 함의한다.

이하에서의 연구 방향과 진행은 다음과 같다. 먼저 제2장에서는 기술진보와 노동시장에 대한 분석을 수행한 대표적인 연구들을 살펴보고, 제3장에서는 Acemoglu and Restrepo(2019)의 연구 프레임과 방법론을 간략히 설명한 후, 이를 국내 산업별 집계 데이터(aggregate data)에 적용하여 기술진보에 따른 산업별 업무 변화에 대해 살펴본다. 제4장에서는 재무 데이터 및 사업보고서의 기업 데이터(firm-level data)를 활용하여 기술을 측정하고 다양한 기술의 진보를 통해 산업 및 기업 규모별 고용 효과에 어떠한 차이가 있는지 분석을 진행한다. 제5장에서는 제3장에서 추정한 업무 변화를 활용하여 기술진보에 따른 산업별 업무 변화를 분석하고 제4장의 고용 효과와 비교하여 업무-고용 효과에 대한 함의를 도출한다. 마지막으로 제6장에서는 관련 내용을 요약하고 한계점을 언급하며 정책적 제언을 하는 것으로 연구를 마무리한다.

제 2 장 선행연구

본 장에서는 기술진보와 노동시장에 대한 주요 연구 결과들을 살펴본다. 기술진보에 따른 노동시장 연구에서는 일반적으로 기술이 일자리를 대체하거나 없앨 것인지, 아니면 오히려 보완적으로 생성할 것인지에 대한 질문과 분석이 주를 이루었다. 기술진보에 따른 일자리나 업무의 변화는 많은 연구자들에 의해 다양한 국가 데이터들로 연구되었으며, 이는 여러 나라에서 이들 간의 연관성에 높은 관심을 가지고 있다는 사실을 방증한다.

대표적으로는 기술 발전과 관련해서 기계화나 로봇의 채택에 따른 자동화와 노동시장의 연관성을 많이 살펴보았다. Acemoglu et al.(2020)은 프랑스의 기업 데이터에서 로봇 채택이 노동소득분배율에 미치는 영향을 연구하였는데, 로봇을 채택한 기업들은 노동소득분배율에서 상당한 감소를 경험하였고, 부가가치와 생산성에서는 증가를 확인하였다. 이러한 효과는 전체 고용을 확장시켰지만, 이러한 확장이 경쟁자들의 비용을 유발하여 전체적으로 로봇 채택과 고용 간에는 부정적 연관성을 확인하였다. 비슷하게 Acemoglu and Restrepo(2020a)는 미국 노동시장에서 산업 로봇의 효과를 연구하였는데, 로봇 노출도 변화를 사용해서 천 명의 근로자당 하나 이상의 로봇은 인구 대비 고용 비율을 0.2%p, 임금은 0.42% 줄이는 것으로 확인되면서 로봇이 고용과 임금을 줄일 수 있다는 사실을 발견하였다.

기업의 로봇 도입에 따른 자동화와 기술 발전은 고용과 임금에 영향을 미칠 수 있다는 측면과 함께 기술의 영향에 대해 산업 및 다른 이슈에 대해서도 연구가 진행되었다. Acemoglu and Restrepo(2019)는 기술이 어떻게 노동을 소멸시키고 창출하는지에 대한 실증 연구를 수행하였다. 저자들은 과거 미국 고용의 변화를 해석하기 위해 기술의 자동화(automation)와 새로운 업무(new tasks)의 소개로 인한 생산업무 내용의 변화 역할이 어떻게 산업 수준 데이터에서 추론될 수 있는

지 보여주었다. 미국이 지난 30년 동안 느린 고용 성장을 나타낸 것은 소멸효과의 가속화와 약한 창출효과, 그리고 이전의 수십 년 동안보다도 더 느린 생산성의 성장으로 설명할 수 있음을 보여주었다. Acemoglu and Restrepo(2020b)는 산업 수준 데이터에 따르면 자동화는 기술 프리미엄 상승에 크게 기여한 반면, 새로운 업무는 과거에는 불평등을 줄였지만 최근에는 불평등에 기여했다는 사실도 발견하였다.

Ortiz and Salas(2020)는 스페인 CIS의 2003~2014년 기업 데이터를 사용하여 동 기간 상품과 처리공정 혁신을 기업이 도입했을 때, 노동수요에 있어 긍정적이고 상당한 혁신 효과가 나타남을 발견했는데, 이들은 노동수요에 대한 기술 혁신의 영향이 경기 역행적이었고, 이러한 모습이 2008년 이전 팽창기보다 2008년 이후 침체기가 좀 더 높았다는 측면에서 시기별로 기술 혁신의 특징 차이를 확인하였다. Novella et al.(2023)은 페루에서의 신기술 채택과 노동수요의 영향을 연구하였다. 비록 기업별 신기술의 채택이 여전히 초기 단계지만, 그것이 채택될 때 중기에서 근로자에 대한 수요를 약간 줄이는데, 특히 고숙련 및 비일상적 직업에서 이러한 효과가 심화되었고 코로나19 기간 동안 그런 특징이 더 많이 관찰되었다. 이들 연구에서는 경기침체 여부, 코로나19 등 시기별로 기술진보의 노동시장 영향이 달라질 수 있다는 사실도 보여주고 있다.

정보통신기술(ICT) 측면에서 일자리와 노동수요에 대한 연구도 많은 부분 이루어졌는데, Kaiser(2000)는 이질적인 노동수요에 대한 ICT의 영향을 기업 수준의 데이터를 활용하여 분석한 결과, 빠르게 성장하는 독일 기업의 관련 서비스 산업에서 숙련-편향된 기술 변화에 호의적인 증거를 발견하였다.

Atalay et al.(2018)은 1960~2000년의 뉴스 직업 광고 텍스트를 사용해서 일자리 업무와 ICT의 채택을 측정하는 시도를 했다. 대부분의 신기술은 비일상적인 분석적 업무의 증가와 연관되어 일상적이고 수동적인 업무의 감소로 이어졌다. 모형에서 ICT의 도래로 많은 근로자들이 일상적인 업무로부터 제외되었고, 이는 대학 프리미엄을 증가시키는 역할로도 작용한 사실을 확인하였다. Pérez and López(2016)는 스페인의 ICT 기술 성장 지연과 근로 시간당 생산성이 1990년대

중반 이후로 감소 추세를 보였는데 이러한 모습이 서로 연관되어 있음을 살펴보았다. 근로자 기술 수준이 상승함에 따라 근로자와 ICT 자산 사이의 대체 가능성이 감소했고, ICT 자산은 숙련된 근로자에 대해 보완적이었다는 사실을 확인하였다. 산업들 사이에서는 높은 기술을 지닌 근로자들의 고용 비율이 상승하였음을 밝혔다.

근로자의 숙련도와 관련해서는 Draper and Manders(1997)도 노동수요에서의 구조변화를 연구하면서 노동수요가 저숙련에서 고숙련 노동으로 변화하는 이유를 조사하였는데, 상대임금 변화와 기술진보의 역할에 그 초점을 두었다. 노동절약 기술진보는 저숙련 근로자들 대부분이 소멸(displacement)하는 과정을 설명하였고, 산출된 탄력성을 통해 전체에서 노동과 자본의 대체가 작음에도 이러한 대체가 저숙련에서 고숙련 노동으로의 이동에 미세한 역할을 하였다는 사실을 알아냈다. 이러한 모습이 보호산업(the sheltered sector)에서 특히 잘 확인되었는 것도 발견하였다. 이처럼 기술진보가 노동시장에 진입하려는 근로자의 숙련도와도 연관성이 존재한다는 연구도 다수 존재한다.

노동시장의 정책이나 규제로 기술진보와 일자리 이슈를 바라보는 연구들도 존재하는데, Alesina and Zeira(2006)는 유럽에서 많은 저숙련 일자리들은 미국보다 훨씬 더 많이 기계로 대체된 반면, 첨단기술 산업에서는 유럽보다 미국에서 이러한 대체가 더 빨랐음을 언급하였다. 저자들은 유럽과 미국의 주된 차이가 그들의 다른 노동시장 정책에 있음을 확인하였다. 미국에서 숙련 임금이 더 높아 기술변화는 유럽보다 좀 더 숙련 편향적(skill-biased)이었던 것에 반해, 임금 유연성과 불평등을 줄이는 데 목표를 둔 유럽 국가들은 거대한 노동시장 규제(제한된 최저임금법, 항구적인 실업보조, 해고 비용 등)를 통해 오히려 숙련 수준이 낮은 그룹의 노동을 절약하는 자본의 인센티브 기술이 개발되고 채택되는 특징을 나타내었다. Di Pietro(2002)도 해고 제약이 기업의 숙련 근로자를 활용하는 변화를 막았을 수 있고, 이는 기업이 신기술을 채택하는 것을 방해했을 수 있다고 언급하였다. 결국에는 기업의 성장 전망을 감소시켜 숙련된 근로자들로 채울 일자리 수를 줄였을 수도 있음을 밝혔다.

이처럼 기술진보와 노동시장의 변화는 다양한 측면에서 논의되고 연구되어 왔다. ChatGPT의 폭발적인 사용에서 알 수 있듯이 최근에는 인공지능 기술이 급속히 발전함에 따라 관련 기술로 인한 노동수요나 노동시장 영향 등에 대한 연구가 많이 수행되었다. 과거 기술진보에 따른 일자리 대체가 반복적이고 정형화된 업무를 수행하는 경우가 많다고 판단했으나, 최근에는 인지적(cognitive)이고 의사결정(decision-making)의 범주까지를 포함하는 비정형화된 업무까지도 대체할 수 있을 것으로 예상하고 있다.

인공지능이라는 기술진보와 관련해서 Howard(2019)는 인공지능은 증기 기관, 철도, 전기, 전자 및 인터넷과 같은 다른 범용 기술이 가졌던 효과와 유사하게 경제 및 사회 구조에 세계적으로 혁신적인 영향을 미칠 것으로 예상하며, 미래의 작업에 대한 인공지능의 가능성을 이해하면 작업자 안전, 건강 및 웰빙에 대한 인공지능의 부정적인 영향을 완화하는 데 도움이 될 것으로 설명하였다. Autor(2024)도 인공지능 기술을 제대로 사용한다면, 이는 미국 노동시장의 중위계층을 회복하는 데 도움을 줄 수 있을 것으로 바라보면서 인공지능의 긍정적인 효과에 대해 언급하였다.

한지우·오삼일(2023)은 어떤 일자리가 인공지능으로 대체될 가능성이 큰지와 인공지능이 노동시장에 미칠 영향과 관련 시사점은 무엇인지를 초점으로 하여 인공지능과 국내 노동시장 변화에 대한 연구를 진행하였다. Webb(2019)의 인공지능 노출지수를 활용하여 국내 직업별 인공지능 노출지수를 산출하였고, 노동패널 데이터를 활용하여 인구학적 특성별 차이도 검토하였다. 인공지능 노출지수가 높을 경우 고용 비중과 임금상승률이 낮아질 것으로 예상하였다.

요약하면 전체적으로 선행연구들은 기술진보가 업무나 노동에 미치는 효과에 대해 분석하였으며, 이는 시기적 상황, ICT 기술 측면, 근로자의 숙련도, 노동정책이나 규제 및 최근의 인공지능 기술의 활용 등에 따라 그 분석 결과의 특징이 달라지는 것을 확인하였다. 기술진보가 고용과 임금에 부정적이라고 언급하는 결과도 있는 반면, 비일상적인 업무나 숙련도가 있는 근로자들에 대해서는 긍정적인 측면도 있는 등 세부적인 측면에서는 특징 차이가 존재함을 알 수 있다.

이러한 결과들은 산업별 특징에 따라 차이가 나타날 수 있기에 기술진보로 인한 산업별 업무 변화에 대한 구체적인 비교 분석도 필요하다. 다음 장에서는 본격적으로 관련 내용에 대한 모형의 설계와 데이터 분석을 진행하고 이에 대한 함의를 살펴보고자 한다.

제 3 장 집계 데이터(aggregate data)[1]로 살펴본 기술진보와 산업별 업무 변화

제 1 절 선행연구의 방법론 설명

본 장에서는 선행연구들의 내용을 참고하여 기술진보에 따른 노동시장의 영향을 살펴본다. 이 중 Acemoglu and Restrepo(2019)의 방법론에 대해 유사한 데이터들을 활용하여 국내 산업별 분석을 수행하였다. 저자들은 기술이 자동화와 새로운 업무의 소개로 생산의 업무 내용에 영향을 줄 수 있으며, 이는 노동수요의 변화에 기여할 수 있음을 모형 설계를 통해 설명하였다.

저자들은 기술(technology)로 인한 노동수요의 변화 요인으로 자동화(automation), 새 업무(new tasks)의 소개, 요소부가 기술진보(factor-augmenting advances)의 세 가지 측면을 검토하였다.

우선 새로운 기술이 자동화를 통해 노동수요에 미치는 영향을 생산성 효과(productivity effect)와 소멸효과(displacement effect)의 합으로 표현하였다. 자동화가 부가가치를 증가시킨다는 측면에서 생산성 효과를 가져올 수 있으며, 이는 노동수요의 증가로 연결될 수 있다. 하지만 자동화에 따라 기존 업무로부터 없어지는 노동들이 생겨나서 소멸되는 측면도 존재한다. 이는 생산의 업무 내용을 변화시키는 동시에 노동의 몫을 언제나 줄이는 역할로 작동한다. 생산성으로 인한 노동수요의 증가와 소멸효과로 인한 노동수요 감소가 상충하면서, 새로운 기술 도입이 자동화를 통해 노동수요를 증감시킬지 여부는 불명확하다. 즉, 자동화 도입

1) 산업은 다수의 기업들로 구성되고, 다음 장에서 기업 데이터를 분석 대상으로 한다는 점에서 직관적인 비교를 위해 집계 데이터라는 표현을 사용하였다. 미시적 특징을 지닌 기업 데이터와 대비하여 산업별 거시 데이터로도 표현할 수 있다.

후 양측 효과의 비교를 통해 노동수요의 증감을 확인할 수 있다. 업무의 소멸효과가 생산성 효과보다 더욱 크다면 이는 관련 노동수요의 감소로 이어질 수 있다.

자동화에 의한 생산성 효과는 임금에 의존하기 때문에 노동수요에 대한 자동화의 영향은 노동시장의 상황에 의존할 수 있다. 임금이 높고 노동력이 희소할 때, 자동화는 좀 더 강력한 생산성 효과를 유발하여 노동수요를 증가시키는 경향이 있으며, 반대의 경우는 노동수요를 줄일 것이다. 즉, 자동화 효과는 노동의 희소성과 연관될 수 있다.[2)]

두 번째로 새로운 업무들의 소개로 인한 노동수요 영향을 생산성 효과와 함께 창출효과(reinstatement effect)의 합으로 설정하였다. 새로운 업무의 증가는 노동에 호의적으로 작용하여 노동을 창출하는 것으로 판단하며 언제나 노동수요를 증가시킨다고 가정한다.[3)] 새 업무들이 노동의 비교 우위(comparative advantage)를 가지고 활용되기 때문에 생산성을 향상시키는 동시에 이러한 창출효과가 더해져 새 업무의 소개 이후 노동수요는 언제나 증가하는 것으로 나타난다. 즉, 앞서 자동화로 인한 소멸효과와 새 업무로 인한 창출효과는 업무 내용 변화에 있어 상쇄될 것임을 알 수 있다.

마지막으로 요소부가 기술진보로 인한 노동수요의 효과를 생산성 효과와 대체효과(substitution effect)의 합으로 나타냈다. 요소부가 기술의 향상은 노동이든 자본이든 모든 업무에 있어 좀 더 생산적이게 만드는 효과가 있으며 이러한 생산성 효과는 부가가치에 각 요소들의 몫에 비례하여 이루어진다고 할 수 있다. 동시에 노동-자본 기술 증가율의 상대가격 변화는 대체효과를 통해 노동수요에 영향을 주지만, 이는 각 요소의 몫만 변화시킬 뿐 생산 업무의 내용을 변화시키지 않는다.

이러한 기술변화에 따른 산업 내 효과들에 더해 산업 간의 구성 변화로 인한 효과가 나타날 수 있는데 이를 저자들은 구성효과(composition effect)라 언급하

2) 이는 산업뿐만 아니라 기업 수준에서 나타날 수 있기에 기업 수준의 데이터에서 검토해 볼 수 있을 것으로 판단된다. 관련 분석에 대해서는 4장을 참고하기 바란다.

3) 새 업무(new tasks)라는 표현은 새로운 노동집약적 업무(new labor-intensive tasks)를 줄여서 표현한 것이다.

여 이들 효과를 추가하였다. 구성효과는 산업 간의 부가가치 비율의 변화를 포착하여 반영한 것으로 이러한 자동화, 새 업무 소개로 인한 경제활동의 변화 및 할당 효과를 측정한다. 산업 간 변화는 노동 비율의 변화를 고려하여 산업의 구성 변화 영향도 고려함을 의미하고, 저자들은 과거 1850~1870년대 산업화 및 기계화의 결과로 인해 농업에서 산업 영역으로의 변화를 강력했던 구성효과 사례로 설명하였다.

저자들은 노동수요의 실증적 분석을 위해 임금총액 데이터를 사용해 앞서 설명한 생산성 효과, 구성효과, 대체효과를 직접 추정하였고, 이를 통해 업무 변화를 소멸 및 창출 효과로 구분하여 추정함으로써 기술진보의 업무에 대한 영향 및 궁극적으로 미국 노동시장의 고용 변화를 설명하였다. 앞서 언급한 기술진보의 효과를 분류하여 정리하면 〈표 3-1〉과 같이 나타낼 수 있다.

〈표 3-1〉 기술에 대한 노동수요의 영향 분해

노동수요			
		한 산업(single sector)	여러 산업(multiple sector)
기술	자동화 =	생산성 효과 + 소멸효과	좌측 + 구성효과
	새 업무 =	생산성 효과 + 창출효과	좌측 + 구성효과
	요소부가기술 =	생산성 효과 + 대체효과	좌측 + 구성효과
노동수요 성장의 소스			
임금총액 변화 =		생산성 + 구성 + 대체 + 업무 변화	
		→ 업무내용 변화 = 소멸효과 + 창출효과	
		→ 업무내용 변화 = 노동분배율의 비율 변화 - 대체효과	

출처: Acemoglu and Restrepo(2019) 요약

동일한 방법론을 활용하여 국내에서는 어떠한 특징이 나타나는지 살펴보았다. 본 연구가 산업별 비교 분석을 목표로 하고 있다는 점에서 데이터를 확보할 때 산업 차원의 변수 확보가 주된 목표였으며, 이를 통해 각 산업의 고용 특징을 파악하고자 하였다.

제 2 절 데이터와 변수 설명

앞서 언급한 것처럼 Acemoglu and Restrepo(2019)의 미국 사례에서 실증 분석을 위해 임금총액을 사용하였는데 산업별 부가가치, 요소별 지급, 노동소득분배율 등의 데이터를 활용하여 분해를 시도하였다.

먼저 노동수요 추정에 있어 임금총액을 다음과 같이 구성한 후 저자들이 개별 효과들을 추정하는 데 활용한 데이터를 살펴보면 다음과 같다.

총임금변화 = 생산성 효과 + 구성효과 + 대체효과 + 업무 변화[4]

생산성 효과는 부가가치로 측정할 수 있으며, 1인당 로그 GDP의 변화를 사용하여 측정하였다. 동시에 인구효과를 제거하기 위해 인구수로 나눠 관련 값들을 스케일링하였다. 구성효과는 산업 간 부가가치의 재할당으로부터 초래된 노동수요의 변화를 포착한다는 측면에서 한 산업의 부가가치 몫의 변화 합으로 측정하였으며, 이때 노동소득분배율로 가중치를 두었다. 대체효과는 산업들의 대체효과를 고용가중치를 두어 합한 값으로 계산되었으며, 저자들은 Oberfield and Raval(2014)의 연구 내용을 반영하여 자본-노동 대체탄력성을 0.8로 설정하여 활용하였다. 산업별 요소가격 정보의 기준으로 저자들은 A_i^L/A_i^K가 일정률로 성장하는 경우를 상정했는데, 이 값은 평균 노동생산성, 연 2%(1947~1987), 1.46%(1987~2017)로 시기를 구분해서 설정하였다.

업무 변화는 산업들의 생산 업무 내용 변화에 고용을 가중치로 하여 합한 값으로 획득하였다. 이는 노동의 잔여 변화(residual change)로 추정하였는데, 즉 산업별 노동소득분배율에서 대체효과를 제외한 부분으로 측정하였다. 업무 변화는 앞서 언급한 두 가지 요소, 즉 소멸효과와 창출효과로 분해하여 관련 추이를 확인하였다. 관련 수식은 〈표 3-2〉에 정리해 두었다.

---

4) '업무 변화'는 구체적으로 업무 내용의 변화를 의미하며, 최근 '직무 변화'라는 단어로도 많이 표현되는데, 본 연구에서는 이들 단어를 혼용해서 사용하기도 하였다.

본 연구에서도 유사한 데이터의 활용과 함께 파라미터의 설정에 있어 일부 선행 연구의 결과를 활용하고자 한다. 산업별 비교가 목표이므로 대부분의 확보한 데이터들은 산업별 차원으로 구성되어 있으며 국내 분석을 위해 사용된 데이터는 다음과 같다.

먼저 임금총액(WL) 값을 확인하기 위해 한국은행 국민계정에서 피용자보수 값을 수집하였고, 명목값을 실질화하기 위해 소비자물가지수 데이터를 사용하였다. 동시에 인구변화의 효과를 통제하기 위해 관련 값을 인구수 변화로 조정하였다.

임금(W) 부분을 생성하기 위해 앞서 언급한 값에서 노동의 양(L)을 추정할 필요가 있는데, 이에 대해 산업별 취업자 수와 월평균 근로일수를 활용하여 노동의 양을 추정하였다. 산업별 취업자 수는 통계청 경제활동인구조사의 산업별 취업자를, 월평균 근로일수는 고용노동부 사업체노동력조사의 데이터를 사용하였다.

자본 가격의 변화를 측정하기 위해 한국은행의 국민대차대조표에서 자본서비스 물량지수를 데이터로 활용하였다. 노동-자본 대체탄력성(σ)은 Acemoglu and Restrepo(2019)가 설정한 0.8과는 다르게 국내 연구 결과인 정대희(2015)의 0.6을 모형 내에서 활용하였다. 자영업 소득을 보정하기 전에는 0.8을 나타냈으나, 저자는 국내 자영업 상황을 고려하여 이를 보정한 후에는 0.6 정도의 노동-자본 대체탄력성이 있는 것으로 추정하였다. $g = dlnA^L - dlnA^K$는 미국과 동일하게 매년 2%로 설정하였다.

일부 데이터 확보가 어려운 산업은 분석에서 제외하였다. 일단 월평균 근로일수가 확보되지 않는다는 점 때문에 표준산업분류기준 A, O의 산업은 산업별 비교에서 제외하였고, 한국은행 데이터가 산업별 구분에 있어 'G 도소매업'과 'I 숙박음식점업'을 '도소매 및 숙박음식점'으로 통합해서 보고하고 있다는 점에서 이 두 산업은 G&I 그룹(도소매숙박업)으로 통합하여 분석을 진행하였다. 한국은행의 피용자보수 및 자본 데이터에 있어 'M 전문, 과학 및 기술 서비스업'도 'N 사업시설 관리, 사업 지원 및 임대 서비스업'과 함께 보고되어 통합된 산업(M&N 사업서비스업)으로 분석을 수행하였다.

분석 기간은 데이터의 확보 가능성과 향후 기업 데이터와 분석 기간 일치 등을 고

려하여 2000~2021년까지를 대상으로 하였다. Acemoglu and Restrepo(2019)에서 보고된 수식 및 설명, 활용 데이터를 간략히 비교 정리한 내용은 〈표 3-2〉와 같다.

〈표 3-2〉 노동수요의 효과 분해 및 활용 데이터

총액 및 효과		수식	구성항목 의미 및 데이터
임금총액		$dln(WL)$	임금총액 증가율 : 국민계정 피용자보수(WL: 임금총액)
생산성 효과		$\ln\left(\frac{Y_t}{N_t}\right)-\ln\left(\frac{Y_{t_0}}{N_{t_0}}\right)$	1인당 GDP의 증가율 초기 시점에서부터의 증가율 : 부가가치(GDP), 소비자물가지수, 총인구수
구성효과		$\ln\left(\sum_i \chi_{i,t}s^L_{i,t}\right)-\ln\left(\sum_i \chi_{i,t_0}s^L_{i,t}\right)$	산업별 총부가가치× 산업별 노동소득분배율 : GDP, 산업별 부가가치, 산업별 피용자보수
대체효과		$(1-\sigma)\left(1-s^L_{i,t_0}\right)\left(\ln\frac{W_{i,t}}{W_{i,t_0}}-\ln\frac{R_{i,t}}{R_{i,t_0}}-g^A_{i,t_0,t}\right)$	대체탄력성, 노동소득분배율, 임금, 자본가격, 기술진보율 : 선행연구(0.6), 산업별 피용자보수 비율, 취업자 수, 월평균근로일수
업무내용 변화 (CTC)		$\ln s^L_{i,t}-\ln s^L_{i,t_0}-(1-\sigma)\left(1-s^L_{i,t_0}\right)\left(\ln\frac{W_{i,t}}{W_{i,t_0}}-\right.$	(노동소득분배율 차이 - 대체효과)의 차이로 계산 : 잔차로 계산
	소멸효과	$\sum_{i\in I} l_{i,t_0}\min\left\{0, 1/5\sum_{\tau=t-2}^{t+2} CTC_{i,\tau-1,\tau}\right\}$	업무내용 변화 값 활용, 이동평균(5yr)
	창출효과	$\sum_{i\in I} l_{i,t_0}\max\left\{0, 1/5\sum_{\tau=t-2}^{t+2} CTC_{i,\tau-1,\tau}\right\}$	업무내용 변화 값 활용, 이동평균(5yr)
구성항목 의미		$\chi_i = (P_i Y_i)/Y$	총부가가치 중 산업 i 몫.
		$s^L_i = (W_i L_i)/(P_i Y_i)$	산업 i의 노동의 몫. 노동소득분배율
		$g^A_i = A^L_t / A^K_t$	노동요소부가기술/자본요소부가기술: 요소기술증가율
		$\ell_i = (W_i L_i)/(WL)$	산업 i에서 생성된 임금총액의 몫.

출처: Acemoglu and Restrepo(2019) 요약 및 저자 작성

제 3 절 산업별 분석 결과 비교

1. 전 산업 노동수요 분해 및 업무 변화 추이

분해된 각 효과의 추이를 살펴보기 전에 먼저 전 산업 대비 각 산업의 부가가치 비중과 노동소득분배율[5]의 추이를 살펴보자. 먼저 [그림 3-1] 그래프 하단의 전 산업 대비 각 산업의 부가가치 비율의 경우 2000년 이후 소폭의 등락을 거듭하지만 대부분의 산업에서 안정적인 것으로 나타난다. 가장 높은 비중을 나타내는 제조업은 약 30% 수준에서 안정적인 흐름을 보이는 것으로 확인되었다. 이는 미국의 제조업 부가가치 비율이 하락 추세를 나타내는 것과는 차이를 보인다. 도소매 숙박업, 부동산업은 약간의 하락 추이를 보였으나 그 감소 폭은 크지 않았고, 기간 중 다른 산업들의 변화도 크지 않았다. 이처럼 분석 기간 중 각 산업의 부가가치 비중은 상대적으로 안정적이었음을 알 수 있다.

이에 비해 노동소득분배율의 추이는 산업 간에 약간의 차이를 나타냈다. 건설업이 상당히 높은 비중을 차지하는 동시에 분석 기간 약 10%p가 상승하면서 최근까지 그 상승세가 이어졌다. GDP 비중이 낮았던 광업의 노동소득분배율은 최근 꽤 빠르게 상승하였고, 예술여가서비스업[6]도 약간의 감소 후 상승세를 나타냈다. 의료, 보건 및 사회복지서비스업의 경우 70%의 높은 비중에도 변동의 추이는 크게 없었다. 코로나19 이후에는 많은 산업에서 노동소득분배율이 감소하는 형태가 나타나 팬데믹의 충격이 노동소득분배율에 영향을 주었으며, 일부 산업 간에는 차이가 있는 것으로 확인되었다.

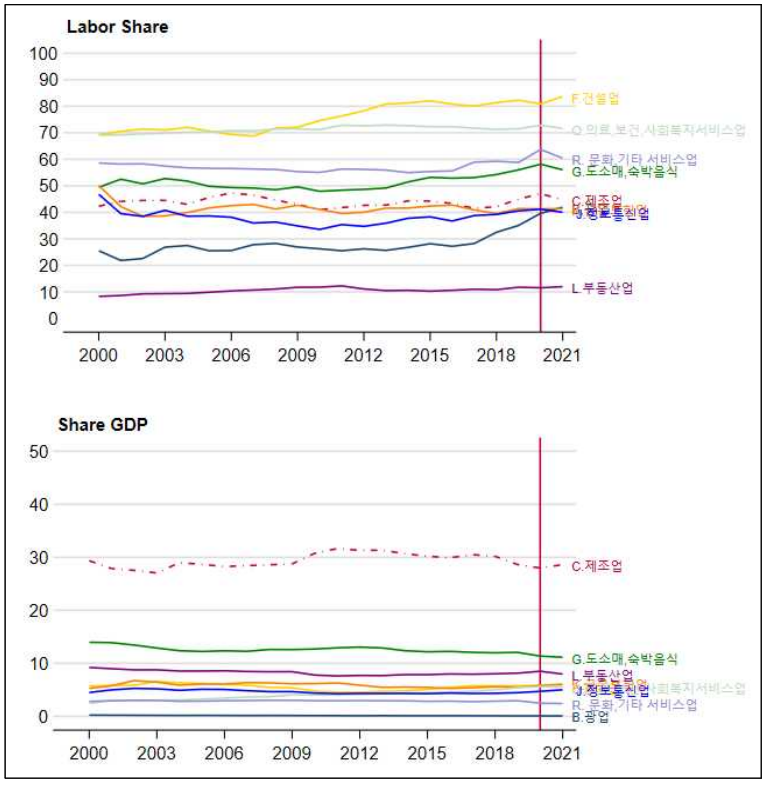
---

5) 한국은행은 피용자보수를 통해 구한 비율에 노동소득분배율이라는 표현을 사용하다가 자영업자 및 무급가족종사자 등 비임금근로자 노동비용이 포함되지 않는 점을 고려하여 2022년 이를 피용자보수 비율로 명칭을 변경하였다. 본고에서는 기존 연구들과의 용어 통일성, 일치성 차원에서 이하에서 노동소득분배율이라는 명칭을 그대로 사용하였다.

6) 문화 기타 서비스업으로도 표기된다.

[그림 3-1] 산업별 노동소득분배율 및 부가가치 비율

(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

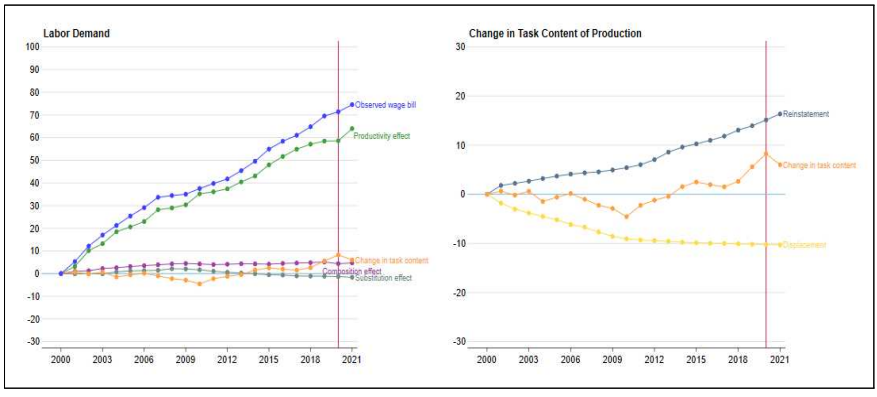
임금총액을 통해 전 산업의 노동수요 변화의 분해와 업무 변화를 살펴보면 다음과 같다. 증가율은 2000년을 기준으로 1인당 임금총액이 꾸준히 상승세를 나타냈고, 이는 많은 부분 생산성 효과에 기인하는 것을 알 수 있다. 즉, 노동수요의 대부분이 생산성 효과에서 유발되었음을 알 수 있다.

구체적으로 2000~2021년 사이에 1인당 임금총액은 매년 약 3.39%씩 증가하였고, 이 중 생산성 효과는 매년 2.91%씩 상승하면서 기여하였다. 전체적으로 구성효과와 대체효과는 크지 않았으나, 업무 변화는 시기에 따라 변화 폭이 있었다. 2007~2011년 사이에 생산 업무에 부정적인 이동이 있었던 반면 최근에는 긍정적인 효과를 나타냈다. 2017년부터 코로나19 직전까지 누적하여 상승하는 모습

을 나타내다가 2021년에는 일부 감소하는 모습을 보였다. 업무 변화를 상세하게 살펴보면 2013년까지는 기술로 인해 창출되는 업무에 비해 소멸되는 일자리가 더 많아 소멸효과가 더 큰 것으로 나타난 반면, 이후 시점에서는 창출효과가 더 큰 것으로 나타났다. 2007년부터 소멸되는 일자리가 많은 것은 기술의 진보로 새로운 업무가 소개되기보다는 전 세계적인 부정적 경기 충격과 결부하여 자동화 등으로의 인력 대체 및 관련 업무들이 많은 부분 없어지면서 전체적으로 노동수요의 둔화세가 나타난 것으로 판단된다. 경기침체가 심각하여 음(-)의 성장률을 기록한 2008년 말부터 2009년까지의 글로벌 금융위기 기간에 많은 업무들이 소멸되었음을 볼 수 있다.

[그림 3-2] 노동수요 및 업무 변화(전 산업)

(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

최근 몇 년간 이러한 업무 변화에 있어 창출효과가 소멸효과를 상회하는 것으로 나타나는데 이는 자동화로 인한 소멸보다는 기술진보에 따른 새 업무 창출이 상대적으로 많다는 것을 의미한다. 최근 디지털 전환이나 인공지능 기술의 급속한 발전으로 새 업무들이 많은 부분 생성되었고 이러한 노동수요의 증가는 임금 증가로 이어졌음을 알 수 있다. 다만 기술 발전의 속도 및 반영에 있어 산업별로 차이를 나타낼 수 있고, 이는 이러한 창출 및 소멸 효과가 산업별 차이로 이어질 수

있음을 예상할 수 있다.

2. 산업별 노동수요 분해 및 업무 변화 추이

앞서 전 산업의 노동수요 분해의 특징 검토에 이어 각 산업의 노동수요 분해[7]와 업무 변화 추이를 조사했다. 가장 높은 부가가치 비중을 지닌 제조업(C)[8]을 먼저 살펴보면 2009년 글로벌 금융위기 당시 1인당 임금상승률의 일시적인 감소가 나타났지만, 이후 지속적으로 증가한 것을 알 수 있다. 전 산업에 비해서 약간 낮은 매년 약 3.14%의 상승을 기록하였고, 코로나19 발생 직전 2년 동안은 생산성 효과가 감소하였다가 재반등하였다. 이 시기 업무 내용의 변화는 10%를 초과하는 등 상대적으로 큰 폭을 기록했는데 이는 제조업의 창출효과가 소멸효과에 비해 상대적으로 빠르게 증가했기 때문이다. 이는 기술진보로 인한 새 업무의 소개가 노동수요를 더 빠르게 증가시킨 것을 나타낸다. 자동화는 노동에 의해 수행되던 업무들을 자본으로 전환이 가능하게 하는 반면, 새로운 노동집약적(labor-intensive) 업무들은 생산의 업무 내용을 노동에 호의적으로 이동시킨다는 점에서 제조업에서 자동화에 따른 업무의 소멸보다는 기술의 발전이 이러한 직무를 많이 발생시켰을 것임을 추론할 수 있다.

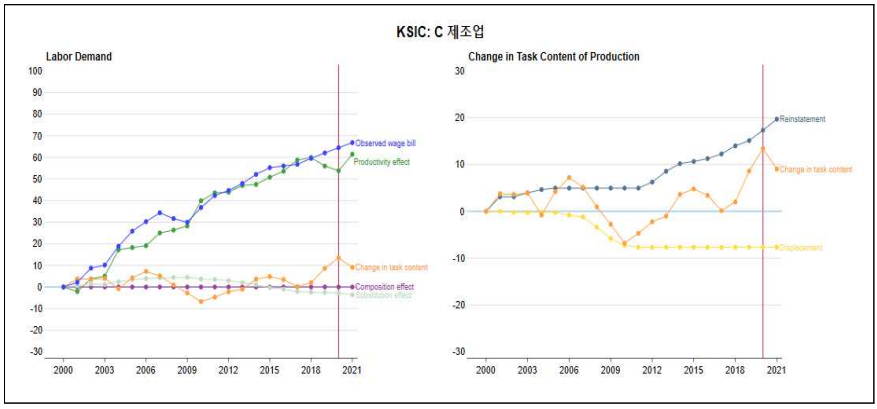
---

7) 산업별 노동수요 분해에서는 단일 산업을 기준으로 분석을 진행하여 산업 간 구성 변화인 구성효과에 대해서는 변화가 없음을 가정하였다. 본 연구가 KSIC의 대분류 기준에 따른 산업 구성을 살펴보고 있기에 중분류 및 세분류와 같은 기준을 적용하여 분석을 시도한다면, 구성효과의 변화를 보다 세밀하게 살펴볼 수 있을 것으로 기대된다. 이에 대해서는 향후 연구 주제로 남겨놓는다.

8) 2000년 이후라는 상대적으로 짧은 분석 기간이라는 측면에서 경제의 구조변환을 설명할 수 있는 요인인 제조업 재화의 가격효과(price effect)는 제외하였다.

[그림 3-3] 노동수요 및 업무 변화(C 제조업)

(단위: %)



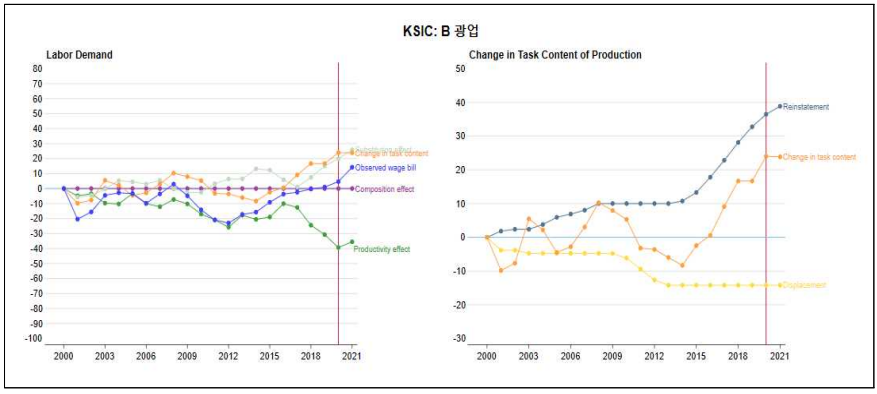
주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

광업(B)의 경우 1인당 임금상승률이 전반적으로 음(-)을 기록하였고, 생산성 효과가 이러한 부정적인 측면에 크게 기여하였다. 이러한 상황에서도 업무 변화는 최근 몇 년 동안 상승하는 모습을 나타내었는데 기술 발전으로 인한 새로운 노동집약적 업무 소개가 이러한 생산성 하락 효과를 상당 부분 상쇄하고 있음을 알 수 있다.

전기가스수도업(D&E)의 경우 매년 약 4.1%라는 상당히 높은 1인당 임금상승률을 나타내 분석 기간에 관련 산업의 높은 노동수요가 있었음을 알 수 있다. 다만 생산성 효과의 기여가 다른 산업들에 비해 상대적으로 작게 나타나 관련 산업은 기술진보로 인한 노동수요의 생산성 효과가 아주 높지는 않은 편이라 할 수 있다. 최근에는 대체효과의 상승이 높게 나타나고 있고, 동시에 업무 변화의 효과가 상당히 큰 것으로 확인된다. 2000년 초기에 소멸효과 없이 창출효과가 꾸준히 상승하는 모습을 나타냈으나 2010년 이후 빠르게 소멸이 발생하면서 긍정적인 업무 변화를 일부 상쇄시켰다. 분석 기간 전체적으로 기술의 발전이 새 업무의 창출을 통해 노동수요에 긍정적인 영향을 미친 것으로 판단할 수 있다.

[그림 3-4] 노동수요 및 업무 변화(B 광업)

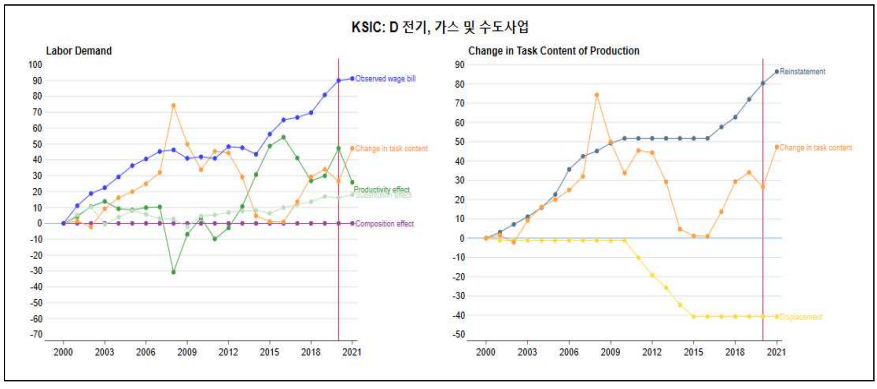
(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

[그림 3-5] 노동수요 및 업무 변화(D&E 전기가스수도업)

(단위: %)



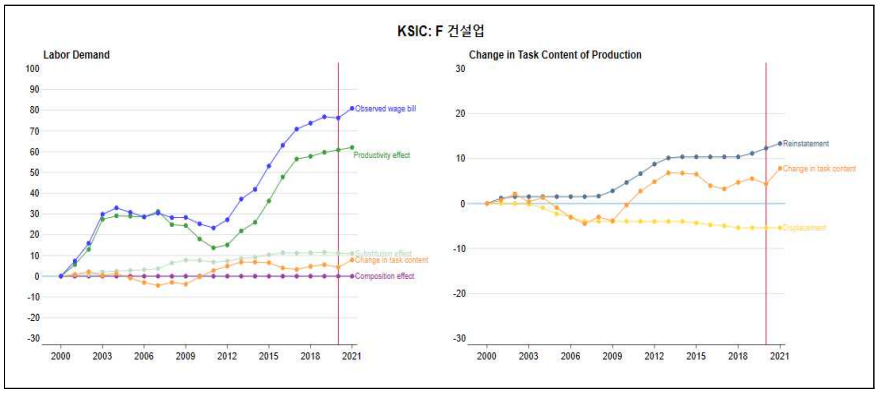
주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

건설업(F)의 경우, 1인당 임금상승률이 2012년까지 둔화세를 보이다가 최근에는 빠르게 상승하는 것으로 나타났다. 노동소득분배율에서 가장 높은 비율을 차지했던 건설업은 생산성 효과도 빠르게 증가하고 있으며, 대체효과도 상대적으로 높은 비중을 나타내고 있음을 알 수 있다. 대체효과가 높다는 것은 생산요소 간의 상대가격 차이가 컸을 수 있음을 의미하기에, 건설업에서 임금과 자본비용의 상대가격 변화가 노동수요에 적지 않은 영향을 주었을 것으로 추론할 수 있다. 업무

변화에서는 창출효과가 소멸효과에 비해 상대적으로 큼에 따라 긍정적인 효과를 나타내는 것으로 보인다. 제조업과 비슷한 패턴을 보이나 상대적으로 기술진보에 따른 창출 및 소멸 효과의 정도가 작아 업무 변화의 폭은 작은 것을 알 수 있다.

[그림 3-6] 노동수요 및 업무 변화(F 건설업)

(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

앞서 제조업, 건설업, 전기가스수도업과는 다르게 서비스업에서 기술진보에 따른 노동수요와 업무 변화 추이는 차이를 나타낼 수 있다. 서비스업 내 개별 산업들에 대한 각각의 분해 효과와 업무 변화를 살펴보면 다음과 같다.

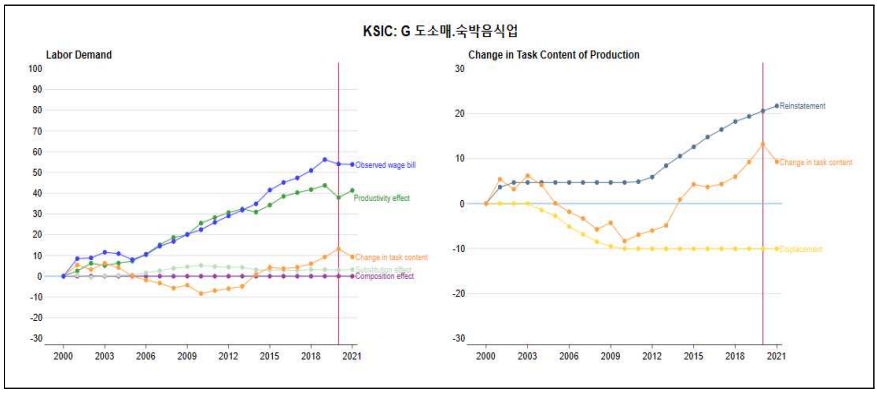
먼저 도소매숙박업(G&I)의 경우 분석 기간 중 1인당 임금총액의 증가율이 매년 약 2.4%로 이전 산업들에 비해 상대적으로 높지 않았으며 생산성 효과도 최근 들어서는 상승 폭이 상대적으로 임금상승률에 비해 둔화된 것으로 나타났다. 즉, 도소매숙박업은 최근 들어 노동수요의 증가가 앞서 제조업에 비해 상대적으로 생산성 효과의 기여가 작았다는 것을 알 수 있다.

업무 변화에서는 최근 창출효과가 소멸효과보다 높게 나타나 노동집약적 새 업무 소개에 따른 노동수요가 좀 더 큰 것으로 확인된다. 기술의 발전과 함께 최근 대형마트나 플랫폼 등의 탄생은 이들 산업의 자동화로 인한 업무 소멸보다는 새로운 업무의 생성에 상대적으로 큰 영향을 주었을 것임을 예상할 수 있다. 다만,

이러한 효과가 도소매와 숙박음식업이 총합하여 분석되었다는 점에서 두 산업의 개별 효과에 대한 기여도는 검토가 어렵기에 주의 깊게 해석할 필요가 있다.

[그림 3-7] 노동수요 및 업무 변화(G&I 도소매숙박업)

(단위: %)

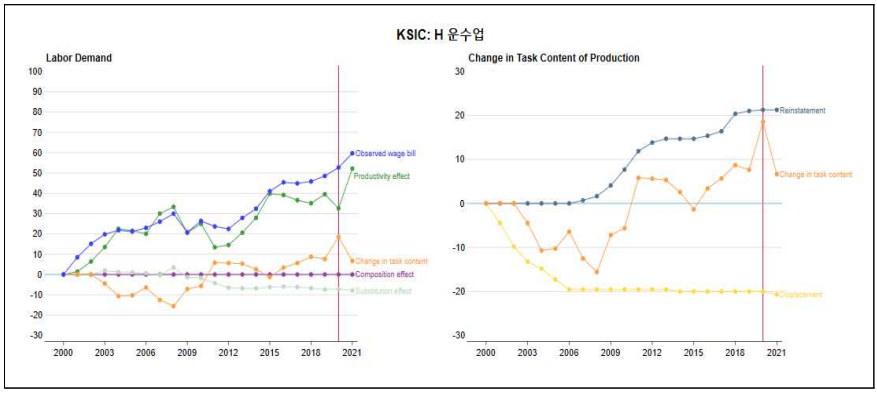


주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

운수업(H)의 경우 2010년 이전 둔화된 1인당 임금상승률이 이후에는 빠르게 상승하는 것을 볼 수 있다. 분석 기간 매년 약 2.7%의 생산성 증가가 나타났고, 코로나19 이후 시기에 그 상승 폭이 급증하는 것을 볼 수 있다. 다른 산업들에 비해 업무 변화의 폭이 상당히 크게 나타났다. 2010년 이전에는 소멸효과가 압도적이어서 큰 폭의 부정적인 업무 변화가 나타난 반면, 최근에는 창출효과의 정도가 좀 더 높아지면서 긍정적인 업무 변화가 나타나고 있음을 볼 수 있다. 최근 기술 발전으로 인한 다양한 플랫폼의 탄생과 활성화는 이와 연관된 배달 및 운수업에 큰 영향을 주었을 것이며, 이러한 새로운 업무들은 상대적으로 인간에게 있어 노동집약적인 측면이 높았다는 점에서 창출효과의 증가 특징을 예상할 수 있다.

[그림 3-8] 노동수요 및 업무 변화(H 운수업)

(단위: %)

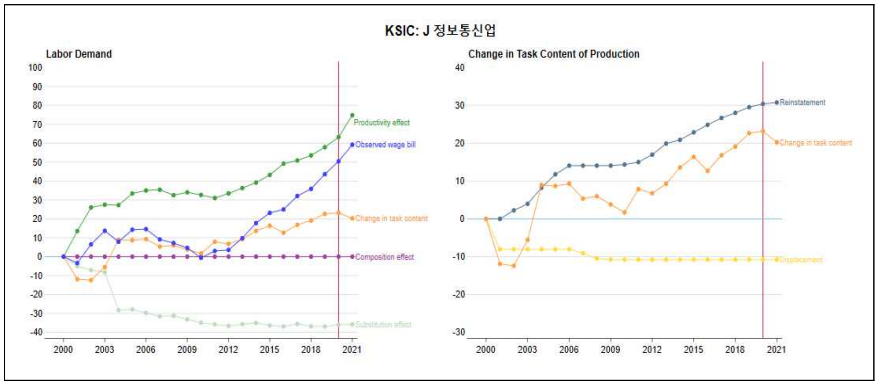


주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

최근 기술의 급속한 발전으로 정보통신업(J)의 1인당 임금상승률은 매년 2.7%씩 빠르게 증가하고 있는데, 이는 상당히 높은 생산성 효과에 기인함을 알 수 있다. 생산성 효과는 매년 3.4%씩 증가함에 따라 노동수요 증가에 큰 영향을 미치고 있다. 반면 대체효과 역시 빠르게 감소하면서 이러한 노동수요의 증가를 상쇄하고 있는데, 정보통신업에서는 노동-자본의 상대가격에 있어 자본 가격의 증가 속도가 노동에 비해 빠르게 증가하고 있을 것($\ln(W_{i,t}/W_{i,t_0}) < \ln(R_{i,t}/R_{i,t_0})$)으로 일부 예상된다. 업무 변화 역시 다른 산업과 비교해서 긍정적으로 빠르게 증가하고 있다. 기술의 발전이 정보통신업 내의 업무를 생성하여 관련 노동수요를 급속히 증가시키는 것으로 볼 수 있는데, 최근 ICT 기술 향상으로 관련 인력에 대한 공급은 부족한 상황에서 기업들의 노동수요는 매우 큰 상황이라는 점에서 이러한 효과의 추이를 해석할 수 있다.

[그림 3-9] 노동수요 및 업무 변화(J 정보통신업)

(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

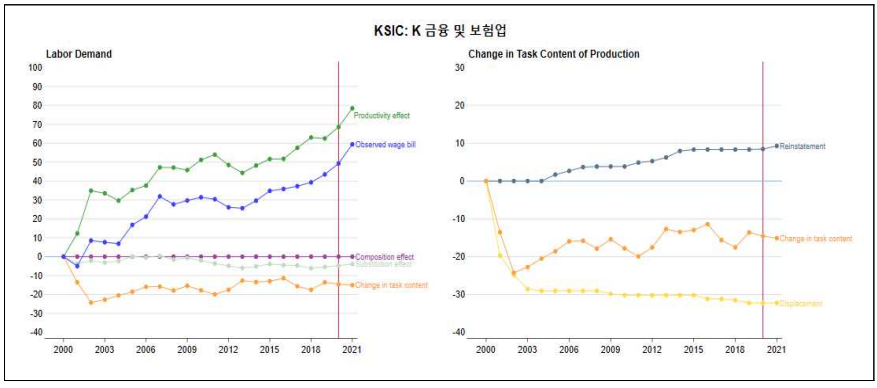
금융 및 보험업(K)의 경우 매년 약 3.5%라는 높은 생산성 효과에도 업무 내용 변화에 상당히 큰 폭의 부정적인 효과가 확인되었다. 창출되는 업무는 크지 않은 반면, 자동화로 소멸되는 업무는 빠르게 증가하면서 분석 기간 전체적으로 상당히 큰 업무의 소멸이 나타났다. 은행이나 보험업의 경우 창구업무를 줄이고 상당 부분 기계와 플랫폼으로 업무가 전환됨에 따라 관련 업무들이 빠르게 소멸되며 이들에 대한 노동수요가 급감함으로써, 이를 보완할 인력의 보충은 소수에 그쳤다고 볼 수 있다. 은행 및 보험사가 최근 명예퇴직 등을 통해 인력 구조조정과 감소를 진행하고 있는 모습은 자동화의 업무 소멸로 인한 영향을 추론할 수 있다.

부동산업(L)의 경우 1인당 임금이 매년 약 3.9% 상승했지만, 생산성 효과는 매년 약 2.2%에 그치면서 노동수요 증가에 있어 상대적으로 생산성 효과가 작았음을 알 수 있다. 업무의 변화가 매년 1.7% 상승하면서 상당히 큰 폭으로 이루어지면서 노동수요의 증가를 이끌었다. 분석 기간 소멸되는 업무는 작은 반면, 기술발전으로 창출되는 업무는 상대적으로 많음을 알 수 있다. 주택가격이 지속적으로 상승함에 따라 관련 산업으로의 노동수요가 빠르게 증가하였고, 기술진보가 이루어져도 실질적으로 새롭게 생성된 업무들이 노동집약적 업무들이 많았다는 것을 의미한다. 최근 개업 공인중개사 수의 증가 추세도 이러한 업무 변화의 추이와 연

결해 생각할 수 있다.

[그림 3-10] 노동수요 및 업무 변화(K 금융 및 보험업)

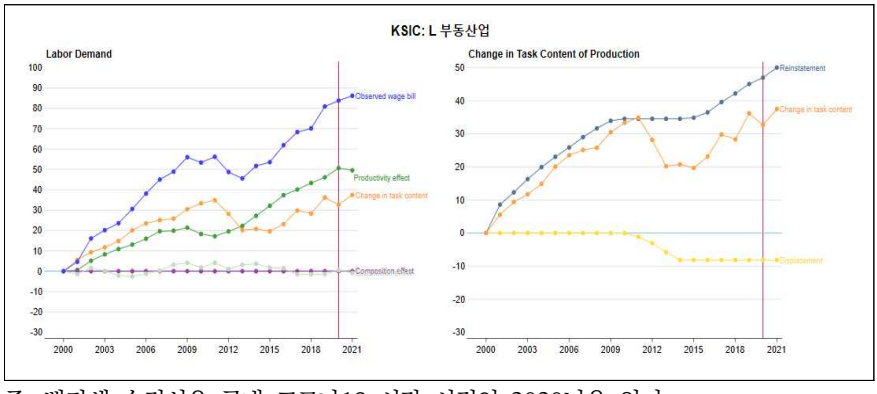
(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

[그림 3-11] 노동수요 및 업무 변화(L 부동산업)

(단위: %)



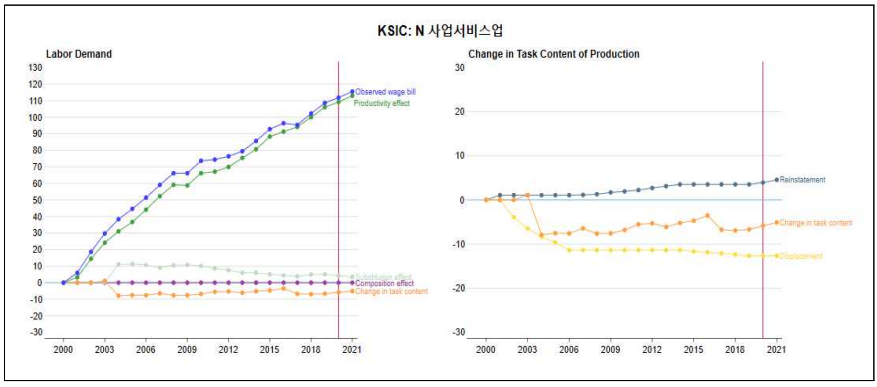
주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

사업서비스업(M&N)의 경우 1인당 임금이 매년 약 5.2%씩 빠르게 상승하였는데, 이 중 생산성 효과가 대부분을 차지하였음을 알 수 있다. 업무 변화는 분석 기간 중 대부분 부정적인 효과를 나타내며 자동화라는 기술진보에 의해 소멸되는 업무가 많았음을 알 수 있다. 다만 생산성 효과가 노동수요에 압도적이었다는 측

면에서 업무 변화로 인한 노동수요에 대한 기여는 크지 않았다.

[그림 3-12] 노동수요 및 업무 변화(M&N 사업서비스업)

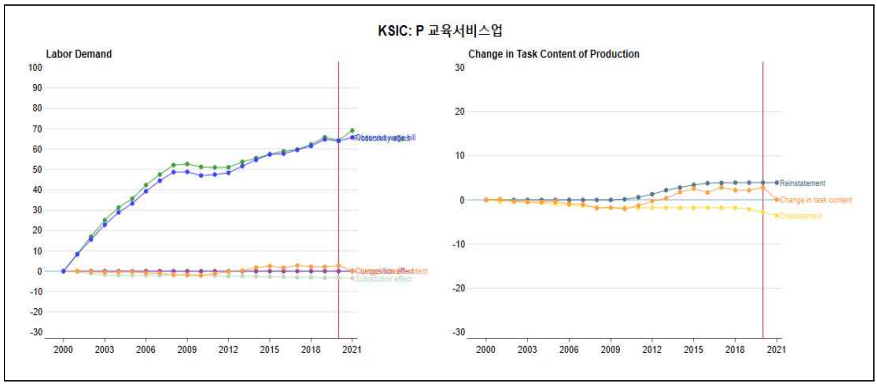
(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

[그림 3-13] 노동수요 및 업무 변화(P 교육서비스업)

(단위: %)



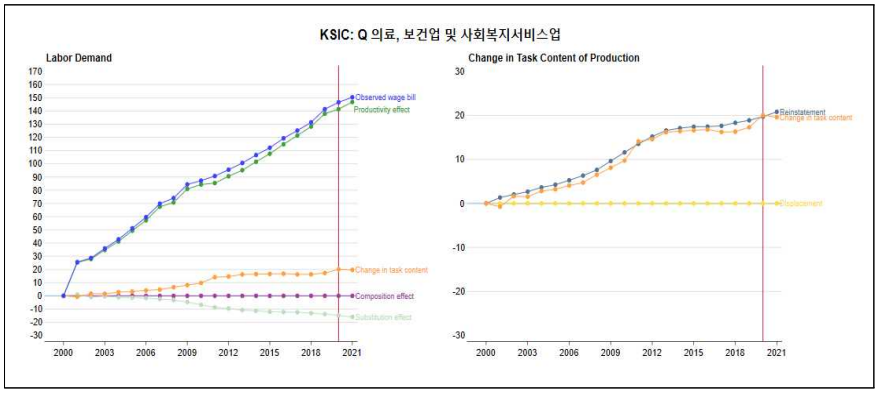
주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

매년 약 3.0%씩 1인당 임금상승률을 기록한 교육서비스업(P)도 사업서비스업(M&N)과 마찬가지로 노동수요에 있어 생산성 효과가 대부분을 차지하는 것으로 확인되었다. 기술진보에 따른 창출 및 소멸 효과의 상쇄로 인해 큰 폭의 업무 변화는 없었다. 교육 분야의 경우 교원의 채용 규모가 정책적으로 매년 정해져 있

고, 기술이 발전하여 업무 내용이 변화한다고 해도 관련 인력 변화를 크게 가져갈 수 없다는 측면이 이러한 추이 변화로 이어졌을 것으로 생각해 볼 수 있다.

[그림 3-14] 노동수요 및 업무 변화(Q 의료, 보건업 및 사회복지서비스업)

(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

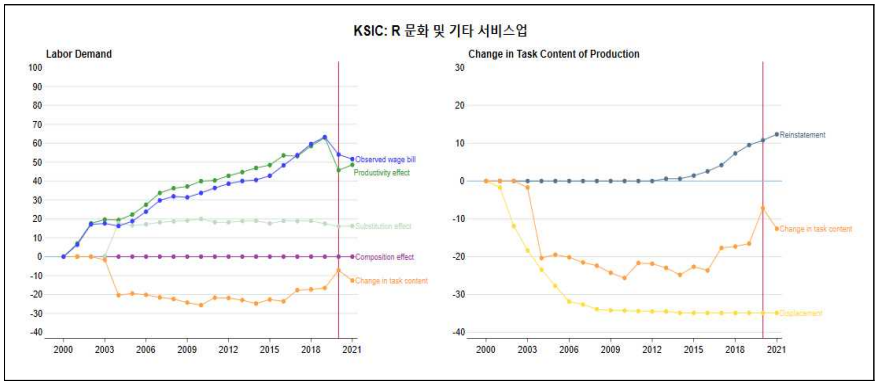
의료, 보건업 및 사회복지서비스업(Q)은 매년 약 6.8%라는 높은 1인당 임금상승률을 기록하면서 상당히 빠르게 노동수요가 증가하고 있음을 알 수 있다. 이 중 생산성 효과가 매년 6.7%씩 상승하면서 이러한 노동수요 증가의 거의 대부분에 기여하고 있다. 기술에 의한 업무 변화는 새 업무의 소개로 인한 창출효과가 업무 변화의 대부분을 차지하는 것을 알 수 있다. 이는 급속히 진행되는 우리 사회의 고령화와 함께 기술진보에 따른 새 업무들이 이러한 노동집약적 일자리 창출에 영향을 주는 것으로 추론할 수 있다. 의료 및 사회복지의 경우 사람이 직접 수행해야 하는 업무들이 대다수이며 기술진보가 발생해도 이와 연관된 업무들이 인력 수요를 높게 요구하는 특징이 있다는 점에서 이러한 압도적인 창출효과 추이를 바라볼 수 있다.

마지막으로 예술여가서비스업(R)은 매년 약 2.4%의 1인당 임금상승률을 나타내고 있으며, 생산성 효과가 대부분을 차지하고 있음을 알 수 있다. 타 산업에 비해 대체효과가 높은 수준을 나타냈는데, 이는 분석 기간 초기 시점에 임금이 자본

비용에 비해 더 빠르게 상승한 측면에서 기인한다고 할 수 있다. 업무 변화에서는 상당히 큰 폭의 소멸효과가 있어 창출효과를 압도하였다. 이는 자동화로 인해 문화·예술부문의 업무가 대체되면서 소멸되었을 가능성이 있다. 영화나 미디어 산업의 기술 발전으로 다수가 수행하던 콘텐츠 작업들이 소수의 인력으로 운용이 가능해지면서 이러한 소멸효과가 크게 발생하였다고 추측할 수 있다. 최근에는 인공지능 기술이 창조적 영역까지 수행 능력을 확장하면서 이러한 업무 소멸로 인한 일자리 상실에 대한 우려가 증가하고 있으며 관련 논쟁도 심화되고 있다.

[그림 3-15] 노동수요 및 업무 변화(R 예술여가서비스업)

(단위: %)



주: 빨간색 수직선은 국내 코로나19 시작 시점인 2020년을 의미

이처럼 기술진보에 의한 노동수요 효과 분해 및 업무 변화는 산업별로 특징 차이를 확인할 수 있다. 대부분의 산업에서 생산성 효과가 노동수요 증가에 가장 큰 기여를 하였지만, 기술진보에 따른 업무 변화 역시 노동수요에 일정 부분 기여하였으며 동시에 이러한 효과가 산업별로 차이를 나타내고 있음을 알 수 있다.

지금까지는 2000년을 기준으로 증가율의 누적합에 대한 전 산업 및 산업별 분해 효과의 추이를 살펴보았다. 이러한 효과들 중 기술진보에 따른 업무의 창출효과(RE)와 소멸효과(DE)의 산업별 직관적인 비교를 위해 추가적인 분석을 수행하였다. 개별 산업의 특징을 좀 더 구체적으로 비교 및 구분하기 위해 분석 기간의

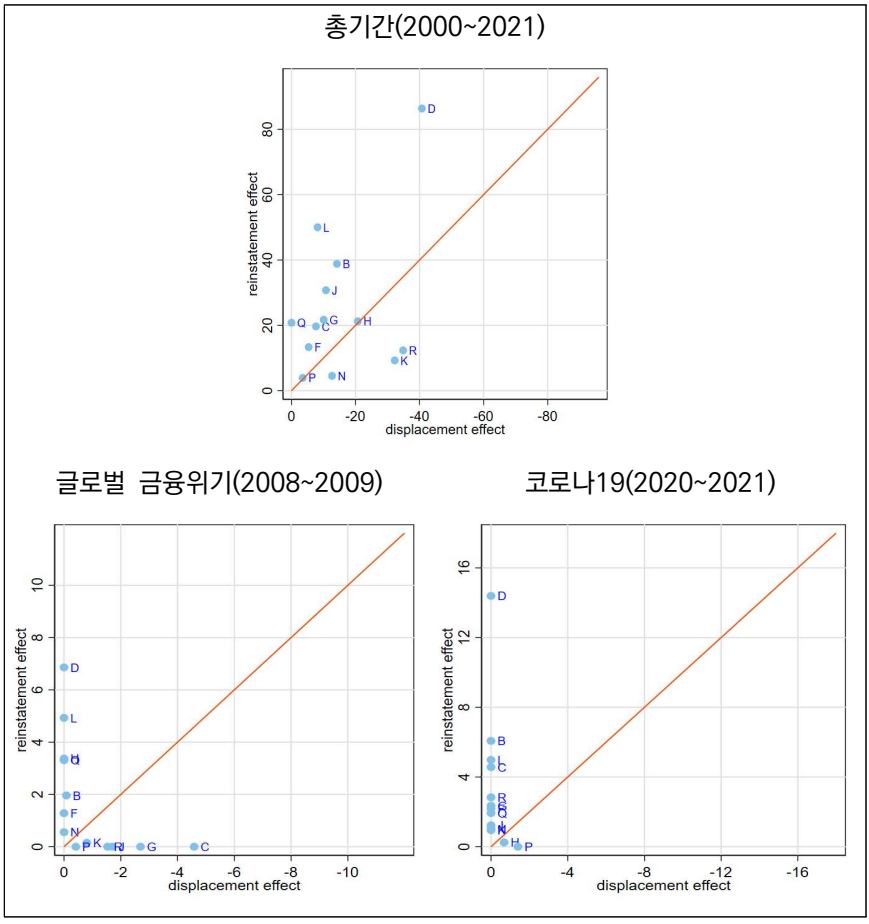
전년대비 증가율의 총합($\sum_t RE_{i,t}$, $\sum_t DE_{i,t}$)을 기준으로 산포도(scattergram)를 작성해 보았다. 이는 [그림 3-16]에 제시되어 있다.

확인 결과 상대적으로 많은 수의 산업에서 창출효과가 소멸효과에 비해 큰 것으로 나타나 분석 기간 기술진보가 업무 변화를 통해 노동수요에 긍정적인 요인으로 작용하였다는 것을 알 수 있다. 전기가스수도업(D&E)을 제외하면 전체적으로 좌측 하단에 산업들이 밀집해 있으며, 부동산업(L), 광업(B), 정보통신업(J)에서 이러한 창출효과가 큰 것으로 나타나 이들 산업에 대한 노동수요가 컸음을 알 수 있다. 반면 금융 및 보험업(K), 예술여가서비스업(R)에서는 소멸효과가 창출효과보다 더 큰 것으로 확인되어 자동화로 인한 업무 소멸이 관련 산업에서는 많이 이루어졌음을 알 수 있다. 운수업(H)과 교육서비스업(P)은 양 효과가 거의 상쇄되는 모습을 나타내 다른 산업들과 차이를 보였다. 다만 운수업(H)은 창출 및 소멸 효과가 컸던 반면, 교육서비스업(P)은 두 효과 모두 작은 편이어서 이들 산업에서도 특징 차이를 나타내었다.

이러한 기술에 의한 업무 변화는 시기적으로 차이를 보일 수 있다. 특히 관련 시기가 경제·사회적으로 큰 충격을 받은 경우라면 기술진보에 따른 업무의 생성 및 소멸은 기존 시기와는 다른 특징을 나타낼 가능성이 있다. 시기적인 특징의 차이가 존재하는지 확인하기 위해 글로벌 금융위기 기간인 2008~2009년, 코로나19 시기인 2020~2021년만을 대상으로 동일한 분포도를 작성해 보았다. 글로벌 금융위기 시기에 소멸효과가 창출효과보다 높은 산업이 총기간에 비해 확실히 많다는 것을 알 수 있다. 한 가지 흥미로운 사실은 경기침체가 극심했을 때 대부분의 산업에서 한 가지 효과 그 자체가 거의 모든 업무 변화에 기여하고 있다는 점이다. 창출이든 소멸이든 각 산업의 효과들이 각각 y와 x축 면에 거의 붙어 있는 것을 알 수 있고, 이는 상대적인 효과에 비해 한 가지 효과가 압도적임을 의미한다. 경기침체기에는 각 산업 전체적으로 업무나 일자리가 소멸되거나 창출되는 등 하나의 효과가 집중적으로 나타나는 모습에서 총기간의 결과와 대조를 보인다.

이는 코로나19가 유행했던 2020~2021년 시기에도 비슷하게 나타난다. 다만 이 시기에는 다수 기업들의 창출효과가 소멸효과에 비해 높은 것으로 나타났다. 비슷한 경기침체기였다는 사실을 고려하면 기술진보에 따른 업무 변화는 그 시기의 경제적 상황과 함께 기술 향상의 특징 차이에도 영향을 받을 수 있음을 추론해 볼 수 있다. 과거의 기술진보가 기계화로 인한 반복적인 업무의 대체가 주를 이뤘다면 최근의 기술진보는 인지적·창의적인 비반복적인 분야로까지 그 영역을 확장했다. 즉, 기술진보의 특징이 시대에 따라 변화했다. 최근 인공지능 기술의 급진적인 발전과 함께 코로나19 시기에 급속도로 디지털 전환(digital transformation)이 진행되면서 새로운 업무들이 다수 생성되었고, 이러한 변화된 기술진보에 따른 노동수요 증가가 다수의 산업에서 긍정적으로 나타났을 가능성이 있다. 코로나19는 비슷하게 경기가 침체한 시기지만 과거와 다른 기술진보의 특징으로 이러한 산업별 업무 변화 및 노동수요에도 이전과는 다르게 작용했음을 알 수 있다.

[그림 3-16] 분해된 창출 및 소멸 효과의 산업 분포 비교



주: 빨간색 대각선은 45도 선을 의미

〈표 3-3〉 분석 기간 중 창출 및 소멸 효과의 산업별 비교

구분	창출효과 < 소멸효과	창출효과 ≈ 소멸효과	창출효과 < 소멸효과
분류 산업 (총기간)	B 광업 C 제조업 D&E 전기가스수도업 F 건설업 G&I 도소매숙박업 J 정보통신업 L 부동산업 Q 의료, 보건업 및 사회복지서비스업	H 운수업 P 교육서비스업	K 금융 및 보험업 M&N 사업서비스업 R 예술여가서비스업
분류 산업 (2008~2009, 글로벌 금융위기)	B 광업 D&E 전기가스수도업 F 건설업 H 운수업 L 부동산업 M&N 사업서비스업 Q 의료, 보건업 및 사회복지서비스업	-	C 제조업 J 정보통신업 K 금융 및 보험업 P 교육서비스업 G&I 도소매숙박업 R 예술여가서비스업
분류 산업 (2020~2021, 코로나19)	B 광업 C 제조업 D&E 전기가스수도업 F 건설업 G&I 도소매숙박업 J 정보통신업 K 금융 및 보험업 L 부동산업 M&N 사업서비스업 Q 의료, 보건업 및 사회복지서비스업 R 예술여가서비스업	-	H 운수업 P 교육서비스업

제 4 절 소 결

본 장에서는 Acemoglu and Restrepo(2019) 방법론을 활용하여 기술진보에 따른 국내 산업별 업무 변화를 추정하고 산업별 특징 차이를 살펴보았다. 새로운 기술이 자동화를 통해 노동수요에 미치는 과정을 생산성 효과, 대체효과, 구성효과, 그리고 업무 변화로 분해하여 측정하였고, 업무 변화는 창출효과(reinstatement effect)와 소멸효과(displacement effect)로 구분하여 검토하였다. 이를 통해 기술진보로 인한 업무 변화는 산업별로 다른 추이와 변화의 폭을 나타내는 것을 알 수 있었다. 대표적으로 제조업과 건설업을 비롯해 서비스업 내 정보통신업, 부동산업에서는 분석 기간 중 업무 변화의 상승세가 확인되는 반면, 금융 및 보험업이나 사업서비스업, 예술여가서비스업은 상대적으로 큰 소멸효과로 업무 변화가 감소하여 산업별 대조를 나타냈다. 이러한 기술진보의 업무 변화 효과는 사회 및 경제적으로 큰 충격을 받은 시기에 창출 또는 소멸 효과 중 한쪽의 효과가 극단적으로 높게 나타나는 특징도 보였다. 이러한 시기적 특징 차이는 기술의 변화와 특징의 차이에서 기인할 가능성이 존재한다.

그리고 이러한 차이는 궁극적으로 산업 내부의 노동수요 주체들, 즉 기업들의 상황이나 행태에 밀접하게 연결되어 있을 가능성이 높다. 이에 다음 장에서는 산업별 기업들의 재무 데이터와 사업보고서를 활용하여 기술을 식별해 보고 이들이 노동수요에 어떠한 영향을 미치는지 살펴보고자 한다.

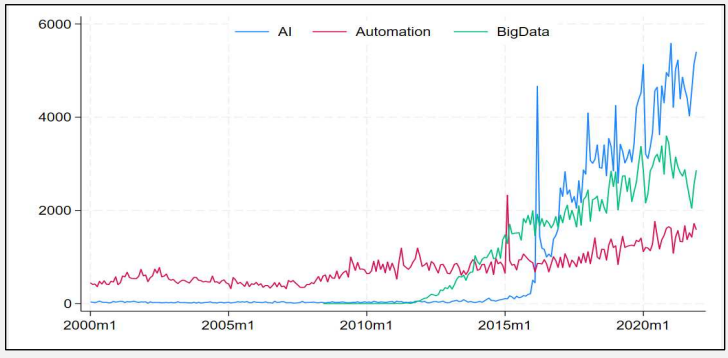
뉴스 데이터를 통해 살펴본 기술의 변화

예전에는 기술 발전이 자동화된 업무를 대체하는 측면이 높았지만, 최근 인공지능 기술이 급성장하면서 문화, 예술 등의 창의적·인지적 업무까지도 수행이 가능해지고 있다. Autor et al.(2003)은 직무 분류에서 반복적인 직무(routine tasks)와 비반복적인 직무(nonroutine tasks)로 구분하면서 컴퓨터 기술 발전의 효과가 전자에는 상당한 대체(substitution)를, 후자에는 강력한 보완적(complementary) 효과를 가져올 것으로 생각했다. 과거에는 반복적인 업무에 대한 노동절약적(labor-saving) 측면에 국한되어 있었다면 요즘에는 기술진보가 창의적인 업무로까지 그 역할을 확장하고 있다.

이처럼 과거의 기술과 현재의 기술이 특징적 차이를 나타내고 있는데, 이러한 변화의 특징을 뉴스 기사 데이터를 활용하여 간략히 살펴보았다. 한국언론진흥재단에서 운영 중인 뉴스 빅데이터 플랫폼인 빅카인즈(BigKinds)에서 기술변화와 관련된 국내 뉴스의 수를 추출하여 변화의 추이를 살펴보았다. 본 연구에서 언급한 기술(technology)과 관련이 높은 '인공지능(또는 AI)', '자동화', '빅데이터'의 세 개 키워드를 가지는 뉴스 데이터를 검색하여 추출하였고, 이들 중 상호 간에 중복되는 기사들은 제외하여 관련 키워드들을 포함하는 뉴스 기사의 추이를 살펴보았다.

[그림 3-17] 뉴스 데이터를 활용한 기술 변화의 추이

(단위: 개)



확인 결과 자동화를 키워드로 지니는 뉴스 기사 수는 2000년대부터 꾸준히 많았던 반면 AI를 키워드로 지니는 기사는 2016년 이후 폭발적으로 증가하였다. 경제·사회적으로 자동화라는 기술 측면이 주된 관심으로 이어져 오다가 2016년 이후에는 AI에 특화된 기술에 관심과 발전이 급증하였음을 알 수 있다. 앞서 창출 및 소멸 효과의 산포도에서 글로벌 금융위기 시기와 코로나19 시기에 산업별 특징 차이가 일부 나타나는 점도 이러한 기술의 특징 변화와 연결 지어 해석할 수 있다. 동시에 이러한 추이를 통해 기술의 특징에 따라 기술별로 지니는 이질적인 정보(heterogeneous information)에 대해서도 탐색할 필요가 있다고 판단된다.

제 4 장 기업 데이터(firm-level data)로 살펴본 기술진보와 산업별 고용

이전 장에서는 집계(aggregate) 데이터를 활용하여 산업 수준에서 임금 변화를 분해하여 기술진보의 업무(task) 변화에 미치는 영향에 대해 살펴보았다. 자동화에 의한 소멸은 새 업무 소개로 인한 창출효과와 상쇄되면서 전체적인 업무의 변화 폭과 방향에 영향을 미치며 이는 산업별로 차이가 있음을 확인하였다. 기술의 발전 및 향상은 산업 단위 전체에 영향을 주지만 좀 더 세부적으로 보면 노동수요의 직접적인 주체인 기업들의 상황이 이러한 산업의 전체적인 움직임에 영향을 준다고 할 수 있다. 역으로 말하면 기업들의 상황과 행태를 살펴봄으로써 기술진보에 따른 각 산업의 움직임을 보다 구체적으로 파악할 수 있다. 많은 선행연구들(Acemoglu et al., 2020; Ortiz and Salas, 2020; Kaiser, 2000)에서 기업 수준의 데이터를 활용하여 기술진보와 노동시장에 대한 분석을 시도하였고 관련된 함의를 도출하였다.

이에 본 장에서는 기업 데이터를 활용하여 기술진보에 따른 고용의 변화에 대한 분석을 수행하고 이에 대한 함의를 도출하고자 한다. 이후 제5장에서는 앞서 도출된 산업별 업무 변화 결과를 본 장의 기업 분석 프레임과 결합하여 기술진보의 효과를 살펴볼 예정이다.

본 분석에서 사용하는 기업 데이터는 두 가지로 기업의 재무 데이터(financial statement)와 사업보고서(business report)이다. 기업의 재무 데이터는 기업의 성장이나 수익, 안정성 여부를 확인할 수 있는 중요한 자료이다. 많은 연구에서 활용되는 R&D와 같은 수치는 기술진보의 특징을 잠재적으로 반영하고 있으며, 이를 통해 기술진보의 효과를 추측할 수 있다. 하지만 재무 데이터들이 규격화되고 정량적인 수치로 그 이면에 포함된 구체적인 내용은 검토하기 어려운 측면이

있다. 최근 들어 기술의 다양성과 변화가 좀 더 부각되어 나타나고 있는데, 기계나 로봇을 통한 전통적인 기술진보와 달리 생성형 인공지능과 같은 인공지능 기술의 급속한 발전으로 인한 영향은 기존과 다를 것으로 많은 전문가들이 예측하고 있다. 이처럼 기술의 발전을 측정하는 데 있어 이질성(heterogeneity)을 고려하고자 두 가지 기업 데이터를 분석에 활용하였다.

다만 사업보고서는 모든 기업이 작성하는 것은 아니기에 기술진보의 비교에 있어 재무 데이터와 사업보고서를 모두 획득할 수 있는 기업만을 대상으로 분석하였다. 재무 변수와 사업보고서는 법인번호로 연결하였으며 의료, 보건업 및 사회복지서비스업(Q)은 재무 데이터에서는 확보가 가능하였으나 수집하여 매칭된 사업보고서의 경우 Q 산업군의 기업이 확인되지 않아 관련 산업군은 분석에서 제외되었다.

제 1 절 재무 데이터를 활용한 기술진보와 고용

1. 재무 데이터와 변수 설명

먼저 재무 데이터는 NICE Value Search에서 제공하는 재무 데이터를 활용하였다. 기업 데이터는 표준산업분류(10차) 기준에 따라 관련 분류에 속하는 기업들을 다운로드할 수 있으며, 가능한 많은 수의 기업을 확보하기 위해 외감 이상의 기업을 대상으로 하였다.

기업의 개요를 통해 기업 설립일, 종업원 수 등 기본적인 기업 정보들을 확보하였으며, 동시에 재무제표를 통해 다양한 재무 정보들을 확인하였다. 본 연구에서 중심적으로 살펴보는 기술진보와 연관성이 높을 수 있는 재무 변수들로 무형자산, 연구개발비(R&D)의 항목을 분석에 활용할 수 있고, 이와 함께 업무와 연결될 수 있는 고용 변수로 기업의 종사자 수를 살펴볼 수 있다. 이 외에도 재무 정보는 확인할 수 있는 데이터가 상당히 많은데 크게는 안정성, 수익성, 성장성 등으로 기업의 특징을 살펴볼 수 있다.

특정 산업에서 창출효과나 소멸효과가 크다면 이러한 모습이 어느 측면과 연관성이 높은지 확인해볼 수 있다. 예를 들어 한 산업 내에서 창출효과가 매출액 대비 영업이익이 높아 수익성이 높은 기업들이 많은 경우인지, 오히려 자본이 안정적인 기업들이 다수를 차지하는지 비교할 수 있다. 또한 업무 생성이나 소멸에 있어 산업 간 비교에서도 특정 산업은 수익성이 좀 더 높은 기여를, 다른 산업은 안정성이 좀 더 높은 기여를 하는 것으로도 비교할 수 있다. 이러한 안정성, 수익성, 성장성을 참고할 수 있는 주요 재무 변수들과 의미는 〈표 4-1〉과 같다.

이전 장에서는 집계 변수 결과를 통해 산업별 업무(task) 내용의 변화에 초점을 두었는데, 재무 변수에서는 업무(task)를 나타내는 변수를 확인하기 어렵기 때문에 고용을 대상으로 분석을 수행하였다. 제3장과 제4장의 결과를 활용한 업무와 고용에 대한 연결된 분석은 다음 제5장에서 설명한다.

〈표 4-1〉 대표적인 기업 재무 변수들의 의미와 특징

구분	비율	산식	의미
안정성	부채비율	(부채/자기자본)	타인자본과 자기자본과의 관계를 나타내는 대표적인 안정성 판단지표
	자기자본비율	(자기자본/총자본)	자기자본 조달 비중으로 자본구성의 안정성을 판단하는 지표
	차입금의존도	(차입금/총자본)	총자본 중 차입금의 비중을 나타낸 지표
	유동비율	(유동자산/유동부채)	단기채무 상환능력 판단지표
	비유동비율	(비유동자산/자기자본)	기업자산 운용 측면의 안정성 측정 지표
	비유동 장기적합률	비유동자산/(자기자본+비유동부채)	비유동자산 투하자본의 조달 적정성과 고정화 정도를 측정하는 지표
수익성	매출액 영업이익률	(영업이익/매출액)	순수한 영업활동으로 창출된 이익을 매출액으로 나눈 것으로 대표적 수익성 지표의 하나
	매출액 세전순이익률	(세전순이익/매출액)	기업의 영업활동과 재무활동에서 발생한 경영성과를 종합적으로 나타내는 대표적인 이익률 지표

구분	비율	산식	의미
수익성	총자산 세전순이익률	(세전순이익/총자산)	총자산운용의 효율성을 나타내는 지표로서 수익성 변동요인 분석에 활용
	이자보상비율	(영업이익/이자비용)	기업의 이자부담 능력을 평가하는 지표
	금융비용부담률	(이자비용/매출액)	기업이 부담하는 금융비용의 수준을 평가하는 지표
성장성	매출액증가율	(당기매출액/전년동기 매출액)	영업활동의 신장세를 나타내는 대표적인 지표
	유형자산증가율	(당기말 유형자산/전기말 유형자산)	미래의 성장잠재력을 측정할 수 있는 대표적인 지표
현금 흐름	현금흐름보상 비율	(영업활동으로 인한 현금흐름 + 이자비용)/ (단기차입금+이자비용)	영업활동으로 인한 현금흐름으로 단기차입금 및 금융비용을 충당할 수 있는가를 나타내는 기업의 단기지급능력 측정지표
	현금흐름이자 보상비율	(영업활동으로 인한 현금흐름+이자비용)/ 이자비용	영업활동으로 인한 현금흐름으로 이자비용을 충당할 수 있는가를 나타내는 이자부담능력 평가지표
	투자안정성비율	(영업활동으로 인한 현금흐름/유형자산투자 순지출)	영업활동으로 인한 현금으로 유형자산 투자지출을 충당할 수 있는가를 나타내는 기업의 투자안정성 평가지표

주: 구분에서 성장성 지표는(변수 × 100)-100이며, 나머지는(변수 × 100)임
출처: 알기 쉬운 경제지표해설(2019)

먼저 앞서 거시변수에 기반한 분석에 맞춰 분석 기간은 2000년 이후를 대상으로 하였고, 확보할 수 있는 2022년까지 자료를 수집하였다. 기업의 공시는 보통 다음 연도에 보고된다는 점에서 2023년 보고된 사업보고서의 내용은 2022년 기업의 관련 내용이다. 이를 통해 기간 중 확보된 법인번호를 기준으로 수집된 기업 데이터의 수는 40,992개이며, 산업별 샘플 분포는 〈표 4-2〉와 같다.[9] 제조업(C)이 가장 많은 23,442개로 약 57.2%를 차지하고 있으며, 그 외 정보통신업(J)과 금융 및 보험업(K)이 11.2%, 9.9%로 높은 비중을 차지하였다. 관측된 데이터의 일부 그룹을 거시 분석에 동일한 산업 분석을 위해 재그룹화를 일부 진행하였다.

9) 이미 언급했듯이 산업 Q의 경우 재무 데이터에서 기업 수가 확보되나 사업보고서에서는 관련 산업에 속한 기업의 사업보고서를 확보하지 못하여 관련 산업군은 제외하였다.

먼저 샘플 수가 거의 없는 광업(B)은 제조업(C)과 통합하였고,[10] 전기, 가스, 증기 및 공기 조절 공급업(D)과 수도, 하수 및 폐기물처리, 원료 재생업(E)은 통합하여 전기가스수도업(D&E)으로 그룹화하였다. 산업 G~S까지를 서비스업으로 묶어서 먼저 큰 틀에서 서비스업을 살펴본 후 서비스업 내 산업들을 구체적으로 검토하였다. 서비스업은 총 15,323개로 전체에서 37.4%를 차지하였다.

서비스업 내 산업들은 앞서 거시 분석의 산업분류에 맞춰 통합하였는데 도매 및 소매업(G)과 숙박 및 음식점업(I)을 통합하여 도소매숙박업(G&I)으로, 전문, 과학 및 기술 서비스업(M)과 사업시설 관리, 사업 지원 및 임대 서비스업(N)은 사업서비스업(M&N)으로 통합하였다. 이렇게 통합된 서비스업에서는 정보통신업이 29.9%로 가장 높은 비중이었고, 금융 및 보험업(K)과 도소매숙박업(G&I)이 다음을 나타내었다.

〈표 4-2〉 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%)

10) 이하 표에서 Manuf(B&C)로 표현하였으나 광업의 샘플 수가 매우 작다는 측면에서 원고의 표현에 있어 '광업 및 제조업'이 아닌 단순히 '제조업'으로 서술하였다.

Code ID	KSIC(10차) 명칭	Obs
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 여가 관련 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 4-3〉 전체 샘플 및 산업별 재그룹화

그룹화	Obs
A	94(0.2%)
Manuf(B&C)	23,449(57.2%)
F	1,450(3.5%)
D&E	676(1.6%)
Service(Others)	15,323(37.4%)
Total	40,992(100.0%)

서비스업	Obs
G&I	3,353(21.9%)
H	626(4.1%)
J	4,584(29.9%)
K	4,069(26.6%)
L	366(2.4%)
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

연도 및 산업별로 확보된 샘플 수를 보면 제조업과 서비스업에서 시간이 지남에 따라 관련하여 확보된 기업 수가 증가하는 것을 알 수 있으며, 농림어업(A)은 상대적으로 매우 적은 수(약 3~5개)의 기업이 확보됨에 따라 재무 변수와 사업보고서의 내용이 대표성을 갖기에는 어려운 측면이 존재한다. 이러한 샘플의 특징으로

인해 농림어업(A) 역시 개별 산업 분석에서 제외하였다.[11)]

〈표 4-4〉 연도 및 산업별 확보된 기업 수 추이

(단위: 개)

연도	A	Manuf(B&C)	F	D&E	Service(Others)	Total
2000	3	522	50	13	332	920
2001	3	608	51	21	393	1,076
2002	4	646	56	25	414	1,145
2003	4	687	56	25	448	1,220
2004	4	692	56	27	460	1,239
2005	4	733	56	27	476	1,296
2006	3	771	56	24	495	1,349
2007	4	814	61	26	527	1,432
2008	4	845	65	25	552	1,491
2009	4	898	61	27	591	1,581
2010	4	933	61	28	620	1,646
2011	4	955	67	30	661	1,717
2012	4	1,004	68	31	679	1,786
2013	4	1,035	69	31	714	1,853
2014	4	1,079	73	32	747	1,935
2015	5	1,153	69	33	775	2,035
2016	4	1,223	65	34	788	2,114
2017	5	1,285	69	33	817	2,209
2018	5	1,362	66	32	846	2,311
2019	4	1,432	67	37	872	2,412
2020	5	1,511	66	36	946	2,564
2021	4	1,595	70	39	1,040	2,748
2022	5	1,666	72	40	1,130	2,913
Total	94	23,449	1,450	676	15,323	40,992

주: 서비스업은 KSIC(10차) 기준 G에서 S 산업까지를 의미

11) 이전 장에서 분석한 산업별 업무 변화 결과에서도 농림어업(A)은 제외하였다.

2. 각 재무 변수들의 시계열 추이

기업의 재무상태표나 손익계산서, 현금흐름표 등 기업의 재무 상태를 나타내는 변수는 매우 다양하다. 다양한 변수들 중에서 기본적으로 앞서 언급한 안정성, 성장성, 수익성 등을 나타내는 변수들을 중심으로 분석 샘플 하에서 산업 간에 어떠한 차이가 있는지 살펴보고자 한다. 선정된 변수로는 고용 현황을 나타내는 종업원 수를 기본으로, 성장성은 매출액 증가율과 유형자산 증가율을, 수익성을 나타내는 변수로는 매출액 영업이익률과 매출액 대비 금융비용 비중을, 안정성을 검토할 수 있는 변수로는 자기자본비율과 유동비율, 부채비율, 차입금의존도를 선정했으며 기업이 고용에 어느 정도 비용을 소진하고 있는지를 살펴보기 위해 총비용 대비 인건비 비율도 검토하였다. 그 외 순이익의 어느 정도를 사내에 지니고 있는지를 나타내는 사내유보율[12)]과, 총자본이 얼마나 효율적으로 운영되었는지 나타내는 총자본회전율도 추가적으로 확인하였다. 주요 검토 대상 변수를 정리하면 〈표 4-5〉와 같다.

〈표 4-5〉 주요 검토 대상 고용 및 재무 변수

재무 변수 특징	검토 변수
고용	- 종업원 수 - 인건비/총비용
성장성	- 매출액 증가율 - 유형자산 증가율
수익성	- 매출액 영업이익률 - 금융비용/매출액 비율
안정성	- 자기자본비율 - 유동비율 - 부채비율 - 차입금의존도
기타	- 사내유보율 - 총자본회전율

주: 종업원 수를 제외하면 증가율 및 비율은 퍼센트(%) 단위임

12) 유보율 = (이익잉여금+자본잉여금)/자본금×100

이들 변수를 산업별로 정리한 기초 통계 값은 〈표 4-6〉과 같다.[13] 먼저 그룹화된 서비스업을 대상으로 전체 분석 기간의 재무 변수 통계치들을 살펴보면 다음과 같다.

전 산업 기준 고용을 나타내는 종업원 수를 보면 평균값이 약 796명이나 중앙값으로 살펴보았을 때 198명으로 차이가 큰 것을 알 수 있다. 이는 일부 극단치(outlier)를 나타내는 기업들의 영향력이 높음을 알 수 있다. 평균 기준 산업간 비교를 보면 제조업은 약 726.6명으로 서비스업(856.3명)을 비롯하여 건설업(890.4명)과 전기가스수도업(1648.7명)에 비해 상대적으로 낮은 것으로 나타나, 인력 기준 다수의 중소기업이 상대적으로 제조업에 위치하고 있었다. 다만 중앙값을 기준으로 보면 제조업은 209명, 서비스업은 166명으로 제조업의 고용인력이 높고, 건설업이나 전기가스수도업은 300명 이상을 나타내 차이를 보였다.

기업의 성장성을 대표적으로 보여주는 매출액 증가율(평균)의 경우 서비스업(65.7%)이 제조업(38.9%), 건설업(44.5%)에 비해 높은 것으로 나타나 서비스업의 성장 속도가 상대적으로 빠른 것을 알 수 있다. 유형자산 증가율을 기준으로 살펴보았을 때도 마찬가지로 서비스업이 높은 것으로 확인되어 분석 기간 중 서비스업의 성장세가 상대적으로 다른 산업에 비해 높은 것으로 확인된다. 전기가스수도업(D&E)의 매우 큰 매출액 증가율 수치는 일부 극단치(outlier)에 의한 것으로 판단되지만, 중앙값(7.3%)으로 비교해도 다른 산업들에 비해 높아 이들 산업의 성장세가 빠르다고 말할 수 있다.

매출액 영업이익률을 통해 살펴본 수익성은 대부분의 산업에서 큰 폭의 음(-)의 수익률을 기록한 것으로 나타났는데 이는 코로나19로 인한 수익성 급감에 기인한 것으로 보인다. 특히 서비스업의 경우 상당한 음수 값을 나타냈는데, 팬데믹 기간에 정책적으로 대면금지 및 사회적 거리두기로 인한 직접적인 피해가 서비스업에서 집중되었기 때문으로 볼 수 있다. 매출액 대비 금융비용의 경우도 제조업(9.6%)

13) 사업보고서가 존재하는 동일한 법인번호를 기준으로 재무 데이터도 확보하였는데, 이들 샘플을 보면 일부 기업에서는 결측치(missing value)가 확인되어 전체 기업 수에 비해 고용과 재무 변수들의 샘플 수가 다소 감소한 것을 알 수 있다.

이나 건설업(5.0%)에 비해 상당히 높게(51.1%) 나타나 서비스업의 수익성이 급격히 안 좋아진 것을 알 수 있다.

기업의 안정성을 나타내는 재무 지표들을 살펴보면, 먼저 자기자본비율은 제조업(59.1%)과 서비스업(61.2%)이 건설업(46.0%)과 전기가스수도업(46.9%)에 비해 상대적으로 높게 나타났고 유동비율의 수치도 두 산업이 상대적으로 높아 안정적으로 보인다. 다만 다른 안정성 지표인 부채비율로는 평균 측면에서 서비스업이, 차입금의존도 기준에서는 제조업이 높은 것으로 나타나 특정 기준만으로 안정적인 측면을 언급하기에는 주의가 필요하다.

기업 총비용에서 인건비가 차지하는 비중은 서비스업이 상대적으로 높다. 서비스업은 21.9%로 제조업의 13.8%, 건설업 13.2%, 전기가스수도업 8.6%보다 상대적으로 높은 편이며 이는 서비스업에 속한 일부 세부 산업들에 기인할 수 있다. 기타 지표인 사내유보율[14]은 제조업이 높은 값을, 총자본회전율은 건설업이 상대적으로 높아 특징 차이를 나타내었다.

서비스업을 구체적으로 살펴보면 〈표 4-7〉과 같다. 평균 고용인력은 운수업(H)과 금융 및 보험업(K)이 다른 서비스업에 비해 상대적으로 높았으며, 부동산업(L), 예술여가서비스업(R)은 상대적으로 낮은 종업원 수를 나타냈다. 평균 매출액 증가율 기준으로는 정보통신업(J)(95.8%), 사업서비스업(M&N)(97.3%)의 증가율이 매우 높아 이들 산업의 성장세가 매우 빠름을 알 수 있다. 국내 부동산 시장에 대한 관심도 높아 부동산업(L) 역시 빠른 성장세를 나타냈다. 극단치를 고려해 중앙값 기준으로 살펴봤을 때 사업서비스업(M&N)(8.1%)과 금융 및 보험업(K)(6.4%)의 성장세가 두드러져 기술 발전이나 개발이 빠르게 이루어지는 산업들의 성장세가 높음을 알 수 있다. 유형자산 증가율의 경우 평균값은 정보통신업(J)에서 큰 수치를 기록했으나 중앙값 기준으로 일부 산업에서 음수 값을 기록하는 등 매출액 증가율과는 다른 모습을 나타냈다.

---

14) 다른 재무 지표들과 달리 사내유보율은 중앙값이 평균보다 높은 모습을 나타내는데, 이는 분포의 밀도(density)가 오른쪽으로 치우쳐(skewed) 있음을 의미한다.

산업별 수익성을 살펴보면, 먼저 매출액 영업이익률 평균값은 극단치에 영향을 받아 매우 큰 음수값을 나타내는 산업들이 보이며, 앞서 언급한 서비스업 내용처럼 팬데믹 기간에 서비스업 부문의 급격한 수익성 감소가 원인으로 판단된다. 서비스업 내에서 교육서비스업(P)이 평균이나 중앙값 모두에서 상대적으로 양호한 것으로 관측되어 대조를 보였다. 중앙값 기준으로는 금융 및 보험업(K), 부동산업(L)에서 상대적으로 높은 것으로 나타났다. 다른 수익성 항목인 매출액 대비 금융비용의 비중 평균은 정보통신업(J), 사업서비스업(M&N), 예술여가서비스업(R)에서 높게 나타나 이들 산업의 비용적인 측면도 높은 것으로 파악되었다.

자기자본비율은 정보통신업(J), 금융 및 보험업(K), 사업서비스업(M&N) 등에서 높았으며, 유동비율도 이들 산업이 높은 편이라 안정성 측면에서 좋은 편이라 할 수 있다. 부채비율이나 차입금의존도에서 이들 산업은 비교적 낮은 수준을 보였다. 다만 정보통신업(J), 금융 및 보험업(K), 사업서비스업(M&N)의 경우 총비용 대비 인건비 비중이 높아 이들 산업의 고용 비용이 상대적으로 높다는 것을 알 수 있다. 이는 이들 산업에 포함된 기업들의 인건비가 상대적으로 높다는 것으로 최근 기술 개발이나 활용에 있어 관련 전문가들의 수요가 높아지고 이들 임금이 상대적으로 높다는 측면에서 관련 산업들의 비용 대비 인건비 비중이 높음을 추론할 수 있다. 사내유보율의 경우 일부 평균치에서는 낮은 값을 나타내는 산업들(K, L)이 있으나 중앙값 기준으로는 대부분 90%를 초과하는 모습을 보여 일반적으로 서비스업 내 산업은 높은 값을 나타내었다. 총자본회전율은 도소매숙박업(G&I)이 높은 값(1.15%)을 나타낸 반면, 부동산업(L)은 상대적으로 낮아(0.32%) 자본의 효율적 사용에 있어 차이를 나타내었다.

〈표 4-6〉 산업별 고용 및 주요 재무 변수 기초 통계

(단위: 명, %)

산업	통계	종업원 수	매출액 증가율	유형자산 증가율	매출액 영업이익률	금융비용 /매출액	자기자본 비율	유동비율	부채비율	차입금 의존도	인건비 /총비용	사내 유보율	총자본 회전율
Manuf (B&C)	mean	726.58	38.86	424.37	-49.74	9.59	59.13	2,084.37	141.62	85.26	13.82	91.51	0.9
	p50	209	5.61	0.89	4.54	1.04	59.49	157.3	68.08	20.85	12.23	97.38	0.81
	sd	3,755.77	1,711.16	48,075.78	2,383.48	475.78	20.68	106,786.25	1,348.82	5,389.63	12.91	31.3	0.52
	obs	23,088	23,067	23,097	23,356	23,356	23,075	23,404	23,075	23,411	11,471	18,440	23,411
F	mean	890.41	44.5	211.12	-0.03	5.03	46.02	204.75	224.63	21.74	13.22	89.79	1.05
	p50	309	5.14	-0.99	4	0.93	43.23	152.45	131.35	17.24	9.31	96.48	0.97
	sd	1,666.97	928.47	6,128.20	26.74	46.24	20.58	211.29	517.35	24.16	10.91	19.41	0.55
	obs	1,429	1,442	1,442	1,449	1,449	1,396	1,450	1,396	1,450	890	1,089	1,450
D&E	mean	1,648.68	1,470.77	84.54	-1.17	3.91	46.88	190.67	161.78	33.05	8.64	82.55	0.74
	p50	334	7.31	2.58	4.95	2.09	46.5	105.94	115.08	32.28	6.98	91.41	0.6
	sd	3,918.40	33,516.42	1,284.24	212.72	12.63	17.97	578.57	174.24	22.83	6.02	21.16	0.5
	obs	671	640	669	654	654	675	676	675	676	136	556	676
Service (Others)	mean	856.29	65.72	591.71	-1,810.17	51.12	61.15	3,199.67	324.86	25.24	21.89	85.52	0.87
	p50	166	5.59	-0.12	4.34	0.91	62.75	162.34	59.34	14.3	14.49	97.4	0.67
	sd	2,530.52	2,074.88	38,122.80	170,212.70	2,963.40	22.61	118,886.41	15,762.71	187.52	152.9	285.91	0.98
	obs	14,805	12,409	12,445	12,598	12,598	12,480	12,770	12,480	12,789	3,703	9,024	12,789
Total	mean	795.92	72.35	465.48	-629.77	23.06	59.1	2,351.65	205.84	61.91	15.59	89.42	0.89
	p50	198	5.61	0.55	4.46	1.01	59.6	156.79	67.78	18.82	12.38	97.31	0.78
	sd	3,299.50	4,732.93	43,584.01	97,950.92	1,745.35	21.53	108,078.51	9,140.06	4,213.79	74.02	161.22	0.71
	obs	39,993	37,558	37,653	38,057	38,057	37,626	38,300	37,626	38,326	16,200	29,109	38,326

주: 평균(mean)의 경우 일부 극단치(outlier)를 기록하는 기업들에 의해, 일부 산업에서 큰 값들이 관측되며 중앙값과 표준편차의 비교를 통해 살펴볼 수 있음

〈표 4-7〉 서비스업별 고용 및 주요 재무 변수 기초 통계

(단위: 명, %)

서비스업	통계	종업원 수	매출액 증가율	유형자산 증가율	매출액 영업이익률	금융비용/매출액 비율	자기자본 비율	유동비율	부채비율	차입금 의존도	인건비/총비용 비율	사내 유보율	총자본 회전율
G&I	mean	667.99	30.4	397.03	-10.93	3.97	58.11	326.64	125.12	23.34	11.08	91.59	1.15
	p50	128	4.06	-0.71	2.29	1.04	58.96	146	69.52	19.64	9.48	97.69	0.82
	sd	2,362.98	554.59	16,521.81	299.66	26.48	21.44	1,487.71	252.13	38.32	7.57	16.51	1.35
	obs	3,260	3,273	3,276	3,315	3,315	3,281	3,332	3,281	3,332	902	2,288	3,332
H	mean	1,725.62	21.23	33.52	-2.31	4.15	41.77	125.84	304.01	38.19	15.67	90.3	1.05
	p50	464	6.12	2.88	3.34	2.08	42.09	87.03	137.62	34.95	11.84	97.86	0.88
	sd	3,408.82	202.88	422.53	61.19	8.5	20.84	248.41	595.86	26.04	12.94	17.99	0.78
	obs	616	616	624	620	620	608	626	608	626	219	475	626
J	mean	591.22	95.77	1,119.49	-595.34	70.07	64.91	2,262.75	311.84	27.57	21.59	94.49	0.84
	p50	142	5.59	-0.18	5.37	0.49	68.39	214.33	46.22	8.04	17.59	98.87	0.71
	sd	2,532.70	3,198.07	61,495.01	39,514.10	4,500.99	21.34	78,853.53	13,412.50	308.21	14.27	13.74	0.66
	obs	4,515	4,507	4,502	4,564	4,564	4,481	4,577	4,481	4,580	1,500	3,126	4,580
K	mean	1,354.07	21.56	472.48	-62.15	5.79	68.46	16,677.11	68.11	17.51	40.38	63.57	0.52
	p50	315	6.37	-0.08	10.03	1.79	69.28	126.92	44.34	13.31	10.46	92.98	0.3
	sd	2,985.51	136.03	10,446.88	1,350.46	13.53	21.7	309,607.71	90.17	16.49	460.87	682.67	0.6
	obs	3,881	1,503	1,490	1,530	1,530	1,584	1,571	1,584	1,586	404	1,458	1,586
L	mean	155.82	87.38	470.86	6.73	22.24	52.12	3,831.59	226.99	34.05	14.86	36.82	0.32
	p50	31	5.76	-0.38	11.32	7.45	46.97	106.14	112.9	34.41	13.77	98.87	0.1
	sd	339.57	466.06	4,197.98	110.25	80.86	24.04	56,184.14	855.57	23.53	9.75	450.1	0.51
	obs	266	303	276	332	332	347	355	347	356	64	250	356
M&N	mean	722.12	97.3	80.29	-12,953.85	167.19	59.93	901.73	141.79	22.03	30.89	88.67	0.75
	p50	170	8.09	1.95	3.31	0.89	58.94	160.08	69.68	11.28	25.96	95.77	0.48
	sd	1,410.00	1,777.96	524.78	484,244.73	3,355.85	22.35	6,233.64	834.66	62.18	20.84	31.32	0.85
	obs	1,556	1,510	1,570	1,526	1,526	1,529	1,589	1,529	1,589	487	979	1,589

서비스업	통계	종업원 수	매출액 증가율	유형자산 증가율	매출액 영업이익률	금융비용/매출액 비율	자기자본 비율	유동비율	부채비율	차입금 의존도	인건비/총비용 비율	사내 유보율	총자본 회전율
P	mean	658.28	9.98	42.11	5.02	0.59	66.03	209.04	70.78	11.16	20.22	87.65	1.11
	p50	330	2.04	1.17	6.34	0.24	69.21	151.9	44.5	6.72	17.87	90.04	1.02
	sd	813.84	37.54	160.63	15.43	1.21	17.34	203.11	93.06	13.39	13.81	14.58	0.5
	obs	192	195	195	197	197	196	197	196	197	18	185	197
R	mean	320.27	51.98	70.39	-421.49	81.84	58.81	625.9	4,147.93	33.43	25.23	70.28	0.86
	p50	64	4.57	-0.63	3.29	0.46	64.95	199.71	53.96	7.63	16.58	97.4	0.37
	sd	750.77	667.6	716.99	6,506.25	1,468.17	27.21	3,330.00	76,574.77	68.91	20.53	137.89	1.61
	obs	455	438	448	450	450	391	459	391	459	87	212	459
S	mean	1,173.03	636.67	40.48	-9.76	2.96	33.8	230.72	355.19	37.25	16.88	79.78	1.31
	p50	97	8.7	5.46	5.3	1.29	29.34	89.5	240.87	32.41	18.06	100	0.95
	sd	1,983.01	4,376.29	160.02	84.5	3.36	16.86	501.21	622.91	27.84	6.61	28.94	1.49
	obs	64	64	64	64	64	63	64	63	64	22	51	64
Total	mean	856.29	65.72	591.71	-1,810.17	51.12	61.15	3,199.67	324.86	25.24	21.89	85.52	0.87
	p50	166	5.59	-0.12	4.34	0.91	62.75	162.34	59.34	14.3	14.49	97.4	0.67
	sd	2,530.52	2,074.88	38,122.80	170,212.70	2,963.40	22.61	118,886.41	15,762.71	187.52	152.9	285.91	0.98
	obs	14,805	12,409	12,445	12,598	12,598	12,480	12,770	12,480	12,789	3,703	9,024	12,789

주: 평균(mean)의 경우 일부 극단치(outlier)를 기록하는 기업들에 의해, 일부 산업에서 큰 값들이 관측되며 중앙값과 표준편차의 비교를 통해 살펴볼 수 있음

3. 기술을 나타내는 변수들 검토

산업을 구성하는 구성원인 기업은 기술을 발전시켜 생산성을 높이고, 수익을 극대화하고자 노력한다. 기업이 추구하는 기술진보는 다양한 측면에서 이루어질 수 있고, 이를 살펴보기 위해서는 기업의 기술진보를 어떻게 식별하고 정의할 수 있는지에 대한 고민이 필요하다. 기업은 기술을 발전시키기 위해 투자하고, 이러한 투자자산으로 미래의 수익을 기대할 수 있다. 기존 연구에서 기술과 관련하여 기업의 재무제표에서 많이 활용되는 대표적인 변수는 무형자산(intangible assets)이나 연구개발(R&D) 비용이다.

먼저 무형자산에 대해 살펴보면, 국제회계기준위원회(ISAB)에 따르면 무형자산의 필수적인 특징으로 "① 기업이 통제하고 있으며, 미래 경제적 효익이 그 기업에 유입될 것으로 기대되는 비화폐성 자원이고, ② 물리적 실체가 없으며, ③ 식별이 가능하다"는 점을 언급하였다.[15] 기술에 대한 투자와 발전은 이러한 측면과 상당 부분 연관되어 기술진보라는 추상적인 개념의 대리변수(proxy)로서 관련 항목들을 검토할 수 있다. 이는 물리적 실체가 명확히 존재하는 유형자산(tangible assets)과는 차이를 나타낸다.

재무제표를 통해 수집된 기업의 무형자산 수치는 세부적으로 "영업권, 산업재산권, 저작권, 개발비, 소프트웨어, 개발 중인 무형자산, 무형리스자산, 기타무형자산"으로 구성되어 있는데 대표적인 5개 무형자산 항목을 중심으로 구체적인 의미를 살펴보고자 한다.[16]

---

15) 기존의 국제회계기준 제38호(IAS 38)에 따르면 무형자산이란 "재화나 용역의 생산 혹은 제공, 타인에 대한 임대, 또는 관리에 사용할 목적으로 기업이 보유하고 있으며, 물리적 형체가 없지만 식별할 수 있는 비화폐성 자산"으로 정의하였으나, 개정된 기준서에는 재화나 용역의 생산 혹은 제공, 타인에 대한 임대, 또는 관리에 사용할 목적으로 기업이 보유하여야 한다는 요구사항은 정의에서 삭제되었다. https://www.samili.com/acc/IfrsKijun.asp?bCode=1978-1038#2(접속일자: 2024. 11. 20.).

16) 세부 항목에 대한 구체적인 설명은 『2023 기업경영분석』(한국은행) 및 『시사경제용어사전』(기획재정부)를 참고하였다.

먼저 영업권(goodwill)은 우수한 경영 능력, 인적자원, 높은 대외신용, 명성 등 경영상의 유리한 관계 등으로 인하여 사회적 실질 가치를 가지는 자산을 의미한다.

산업재산권(industrial property right)에는 특허권, 상표권, 디자인권 등이 있으며 법률에 의하여 일정 기간 독점적이고 배타적으로 이용할 수 있는 권리를 말하며, 산업 및 경제 활동과 관련된 사람의 정신적 창작물이나 창작된 방법을 인정하는 무체재산권[17]을 의미한다.

저작권(copyright)은 저작자가 그 자신이 창작한 저작물에 대한 권리로 창작과 동시에 발생하며, 자신의 창작물을 공표하고 저작물을 다른 사람이 특정 방법으로 사용하도록 허락할 수 있는 권리 등을 말한다. 저작권은 저작재산권과 저작인격권으로 구분되며, 두 권리가 함께 저작권을 구성한다.

개발비(development costs)는 상업적인 생산 또는 사용 전에 재료나 장치, 시스템 또는 용역을 창출하거나 개선하기 위한 계획 등을 위하여 연구 결과 또는 관련 지식을 적용하는 데 발생하는 비용을 의미한다. 이것이 무형자산으로 분류되기 위해서는 앞서 언급한 무형자산의 기준들인 미래 경제적 효익의 창출력, 개발 후 완성된 자산을 판매 또는 사용하는 데 필요한 기술 및 금전적 자원의 확보 등 다양한 기준을 충족하여야 하며, 이러한 요건을 갖추지 못하면 해당 기간의 비용으로 처리된다.

소프트웨어(software)는 컴퓨터 등의 정보처리능력을 지닌 장치 내에 직간접적으로 사용되는 일련의 프로그램이나 관련 설명서 등을 말하여, 기업의 전산 처리에서 관련된 소프트웨어의 구입이나 개발, 사용과 같은 부분을 의미한다.

정확히 일치한다고 할 수 없지만, 이처럼 무형자산과 개별 항목들의 특징이 기업의 기술이라는 부분과 의미상으로 상당 부분 겹친다는 측면에서 산업별 무형자산의 특징에 대해 살펴보았다. 총자산 대비 무형자산의 비중을 살펴보고, 무형자산 내에서도 앞서 언급한 권리들이 각 산업에서 어느 정도를 차지하고 있는지 검토하였다.[18]

---

17) 외형적인 형태가 없는 지적·정신적 창조물을 독점적으로 이용할 수 있는 권리로 지식재산권이라고 한다.

18) 재무상태표의 무형자산 계층(hierarchy)을 보면 무형자산을 상위로 영업권을 제외한 기타의 무형자산 내에 다른 권리들이 존재한다.

〈표 4-8〉을 보면 총자산 대비 무형자산의 평균 비중은 서비스업(3.8%)이 제조업(2.38%)에 비해 높으며 이는 건설업(F) 및 전기가스수도업(D&E)과 비교해도 높은 편이다. 건설업(F)과 전기가스수도업(D&E)은 무형자산 중에서도 영업권의 비중이 높은 반면, 제조업(C)은 개발비와 산업재산권이 높았고, 서비스업은 저작권의 비중이 상대적으로 높아 산업 간 특징 차이를 나타내었다. 저작권은 다른 산업에서는 관측치가 확인되지 않거나 상당히 적은 수를 나타냈다. 소프트웨어는 전체적으로 무형자산 대비 산업별로 비슷한 비중이었다.

〈표 4-8〉 산업별 무형자산 변수 기초 통계

(단위: %)

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

주: 1) 무형자산은 총자산 대비 무형자산의 비중을 의미하며, 무형자산 내 항목들은 무형자산 대비 비중을 의미함
2) 전기가스수도업(D&E)의 저작권은 관측치가 없음

서비스업을 구체적으로 살펴보면 총자산 대비 무형자산의 비중이 교육서비스업(P)에서 가장 높았으며, 정보통신업(J)과 사업서비스업(M&N)의 경우도 다른 산업들에 비해 상대적으로 높은 수준을 나타냈다. 무형자산 중 영업권 비중은 도소매숙박업(G&I), 부동산업(L), 예술여가서비스업(R)에서 높은 반면, 금융 및 보험업(K)과 사업서비스업(M&N)에서는 산업재산권의 비중이, 사업서비스업(M&N)과 예술여가서비스업(R)의 경우 개발비 비중이 다른 산업들에 비해 상대적으로 높았다. 정보통신업(J)은 경우 다른 산업들에 비해 저작권 수치가 확인된 샘플이 상대적으로 많은 것이 특징이며, 이는 다른 산업들에 비해 정보통신업에서 저작권을 통한 기술의 개발이 상대적으로 더 이루어지고 있다는 점도 생각해볼 수 있다.

이처럼 서비스업 내 각 산업들의 무형자산 수준과 특징은 차이를 보이고 있고, 이는 무형자산으로 살펴본 각 산업의 기술 발전 수준에 차이가 날 수 있음을 의미한다.

〈표 4-9〉 서비스업별 무형자산 변수 기초 통계

(단위: %)

서비스업	통계	무형자산	영업권	산업재산권	저작권	개발비	소프트웨어
G&I	mean	2.78	53.34	17.42	4.98	53.48	30.48
	p50	0.74	57.89	2.38	0.12	60.82	16.39
	sd	6.51	48.48	30.87	19.06	43.18	33.63
	obs	3,035	558	1,956	28	756	1,258
H	mean	3.09	49.79	4.43	.	36.96	46.73
	p50	0.84	41.54	0.46	.	26.32	31.35
	sd	8.23	35.53	17.83	.	34.34	40.58
	obs	558	97	120	0	107	182
J	mean	5.9	43.51	11.15	26.82	51.16	31.85
	p50	2.62	38.51	1.53	6.5	54.39	16.76
	sd	8.97	32.69	23.6	34.67	34.48	33.51
	obs	4,403	1,043	2,770	70	1,761	2,412

서비스업	통계	무형자산	영업권	산업 재산권	저작권	개발비	소프트 웨어
K	mean	0.74	44.05	27.03	.	46.83	28.79
	p50	0.24	38.46	8.21	.	50.8	15.7
	sd	2.61	39.75	42.45	.	59.04	58.02
	obs	3,587	192	969	0	397	444
L	mean	2.24	63.86	35.51	.	33.37	52.7
	p50	0.25	69.94	4.13	.	25.49	49.08
	sd	11.2	34.31	43.75	.	28.4	41.59
	obs	232	22	96	0	12	99
M&N	mean	5.11	45.23	29.82	0.79	55.8	34.57
	p50	1.3	44.12	6.55	0.81	58.53	19.92
	sd	10.73	31.99	37.9	0.67	37.27	34.68
	obs	1,486	206	937	3	359	845
P	mean	11.08	25.04	4.93	10.82	44.47	12.13
	p50	8.25	15.06	0.77	10.39	46.48	4.37
	sd	10.91	23.19	11.89	6.38	33.64	18.22
	obs	197	154	143	5	122	110
R	mean	10.34	75.25	23.51	61.94	61	51.15
	p50	0.89	92.51	2.93	66.66	77.61	29.03
	sd	18.94	32.18	37.23	32.02	37.02	43.54
	obs	338	53	154	6	43	149
S	mean	3.49	63.26	22.87	.	34.35	36.35
	p50	2.52	72.65	0.75	.	27.04	13.52
	sd	3.93	25.17	40.27	.	23.43	35.01
	obs	49	23	35	0	7	30
Total	mean	3.8	46.19	17.85	21.83	51.01	32.72
	p50	0.87	43.68	2.23	2.87	54.39	17.28
	sd	8.38	38.04	32.15	32.79	40.23	37.19
	obs	13,885	2,348	7,180	112	3,564	5,529

주: 1) 무형자산은 총자산 대비 무형자산의 비중을 의미하며, 무형자산 내 항목들은 무형자산 대비 비중을 의미함
2) H, K, L 산업의 저작권은 관측치가 없음

재무상태표 이외에 손익계산서 항목에서는 연구개발(R&D)과 관련된 비용으로 기술진보의 수준을 예측할 수 있다. 이는 판매비와 관리비(판관비)에서 연구비나 경상개발비 항목으로 살펴볼 수 있는데, 경상개발비(ordinary development expenses)와 연구비(research expenses)는 새로운 제품, 용역, 기술을 개발하거나 창조하기 위해서 수행된 조사 및 연구 활동에 지출된 비용을 의미한다. 연구단계에서 발생한 지출을 연구비로, 개발 단계에서 발생했지만 무형자산인 개발비로의 분류 기준을 충족시키지 못한 지출을 경상개발비로 하며, 일부 기업에서는 이를 통합한 경상연구개발비라는 계정항목으로 사용한다. 샘플 수의 차이는 있으나 수집된 재무 항목에는 이 세 가지 값들이 존재하므로 무형자산과 마찬가지로 산업별 통계치를 확인해 보았다.

판관비는 매출액 대비 판관비 비중을 의미하며, 마찬가지로 판관비 대비 각 연구 관련 비용의 비중을 검토한 결과는 〈표 4-10〉과 같다.

서비스업의 평균값이 지나치게 높아 중앙값 기준으로 살펴보면 판관비는 서비스업이 매출액 대비 가장 높은 비중을 나타내지만, 판관비에서 차지하는 연구 관련 비용의 비중은 제조업에 비해서는 상대적으로 낮은 것을 알 수 있다. 건설업(F)과 전기가스수도업(D&E)은 상대적으로 앞서 두 산업군보다 낮음을 알 수 있다. 서비스업에서 일부 산업들은 활발한 연구개발이 수행된다는 측면에서 이러한 비용이 서비스업 내에서 다르게 나타날 수 있다.

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 산업에 비해 상당히 높은 수준을 기록하고 있는 것을 알 수 있다. 금융 및 보험업(K)도 기술 발전에 빠른 속도로 대응하면서 여타 산업에 비해 연구개발비에 많은 부분을 투자하는 것으로 보인다.

재무제표 내의 재무 변수들 중 무형자산과 연구개발비로 살펴본 산업별 기술 수준은 각 산업의 특징에 따라 차이를 확인할 수 있다. 무형자산 및 연구개발 내의 다양한 항목들에서 일부 차이를 나타내기도 했지만, 전체적으로는 서비스업에서 정보통신업(J), 사업서비스업(M&N), 금융 및 보험업(K) 기업들이 이들 변수로 측

정한 평균적인 기술 발전에서 높은 수준을 나타내었음을 알 수 있다. 그리고 앞서 다양한 재무 항목 중 성장성 부분에서 이들 산업이 높은 성장세를 나타낸 모습은 이러한 기술 발전의 수준과도 연결해 생각해 볼 수 있다.

〈표 4-10〉 산업별 연구개발 관련 비용 기초 통계

(단위: %)

산업	통계	판관비	연구비	경상개발비	경상연구개발비
Manuf (B&C)	mean	46.69	6.61	13.63	16.65
	p50	12.54	2.83	7.98	12.48
	sd	1,982.05	9.34	16.7	15.48
	obs	23,179	1,946	5,892	8,769
F	mean	10.28	3.53	6.58	5.74
	p50	5.87	1.13	3.32	3.19
	sd	25.1	5.03	7.89	9.11
	obs	1,443	106	504	304
D&E	mean	17.43	1.07	7.61	8.99
	p50	5.96	0.15	5.29	3.05
	sd	206.61	2.82	6.85	9.84
	obs	654	25	258	61
Service (Others)	mean	1,801.18	4.36	9.62	16.5
	p50	21.08	0.51	4.35	10.11
	sd	179,510.09	9.99	13.03	17.76
	obs	11,105	889	2,067	3,114
Total	mean	580.26	5.78	12.1	16.3
	p50	13.6	1.75	6.52	11.47
	sd	99,189.79	9.46	15.46	16.04
	obs	36,381	2,966	8,721	12,248

주: 판관비는 총매출액 대비 비중을 의미하며, 연구개발 항목들은 판관비 대비 비중을 의미함

〈표 4-11〉 서비스업별 연구개발 관련 비용 기초 통계

(단위: %)

서비스업	통계	판관비	연구비	경상개발비	경상연구개발비
G&I	mean	27.86	2.82	7.3	8.14
	p50	18.9	0.15	2.93	3.39
	sd	65.3	10.46	9.45	11.87
	obs	3,271	217	560	663
H	mean	13.16	0.07	0.82	4.49
	p50	5.97	0.02	0.06	0.06
	sd	52.8	0.11	2.01	10.9
	obs	619	8	42	8
J	mean	43.78	3.85	11.42	16.46
	p50	28.05	0.56	6.37	12.99
	sd	183.03	7.35	13.8	14
	obs	3,921	304	809	1,490
K	mean	22.07	4.98	8.91	9.71
	p50	12.03	1.43	5.41	4.19
	sd	27.09	7.56	9.85	12.61
	obs	1,075	239	276	241
L	mean	41.81	1.31	10.54	1.79
	p50	17.09	1.31	8.3	1.94
	sd	123.95	1.52	6.98	0.72
	obs	223	2	28	7
M&N	mean	15,020.20	9.8	12.74	30.29
	p50	24.25	2.03	3.92	25
	sd	523,638.42	17.85	18.89	24.09
	obs	1,305	74	282	624
P	mean	34.08	0.27	1.25	1.56
	p50	32.89	0.29	0.29	0.89
	sd	22.99	0.22	2.76	2.08
	obs	192	13	36	61
R	mean	201.55	5.48	6.66	2.16
	p50	25.99	0.04	0.51	2.31
	sd	2,220.12	16.8	11.71	1.64
	obs	438	31	20	6

서비스업	통계	판관비	연구비	경상개발비	경상연구개발비
S	mean	30.64	0.53	0.73	3.47
	p50	29.11	0.53	0.77	1.93
	sd	19.44	.	0.23	3.91
	obs	61	1	14	14
Total	mean	1,801.18	4.36	9.62	16.5
	p50	21.08	0.51	4.35	10.11
	sd	179,510.09	9.99	13.03	17.76
	obs	11,105	889	2,067	3,114

주: 판관비는 총매출액 대비 비중을 의미하며, 연구개발 항목들은 판관비 대비 비중을 의미함

4. 재무 변수 기반 기술과 고용과의 상관성(산포도)

기술의 진보에서 논쟁이 가장 많이 되는 이슈 중 하나는 고용에 대한 영향이다. 기술의 발전에 따른 업무(task)의 변화와 함께 이로 인한 고용의 변화는 전체적인 노동시장에 커다란 영향을 미치게 되고, 이로 인한 실업이나 고용과 같은 경제주체들의 노동시장에서의 위치 변화는 소득과 투자 등으로 파급되어 궁극적으로 경제에 영향을 줄 수 있다. 이로 인해 많은 연구자들이 기술진보와 고용에 대한 연구를 계속 진행 중이다.

본 재무 데이터에서는 종업원 수를 통해 기업의 고용 상황을 알 수 있고, 앞서 기술 수준을 간접적으로 검토할 수 있는 무형자산과 연구개발비 등을 이용해 기술과 고용에 대한 분석을 수행할 수 있다. 모델링을 통한 분석에 앞서 이들 항목들 간의 상관성을 통해 기술과 고용의 관계를 간접적으로 추론할 수 있다.

시기적 차이도 살펴보기 위해 10년 단위인 2001년,[19] 2010년, 2020년의 두 변수 간 산포도를 그려보았고, 관련 변수들의 지수적 모습을 고려하여 각 축은 로그 변환하여 살펴보았다.

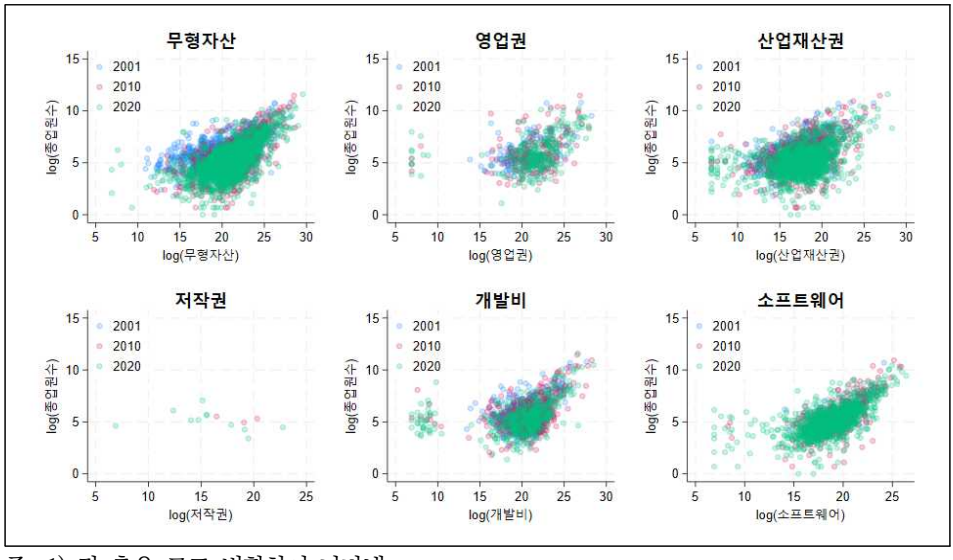
먼저 무형자산 및 각 항목과 고용과의 산포도를 살펴보면 이들의 모습은 전반적으로 양(+)의 상관성을 보이는 것을 알 수 있다. 샘플 수가 적어 확인이 어려운

19) 2000년 관측치가 상대적으로 작아 2001년을 도시하였다.

저작권을 제외하면, 무형자산을 비롯해 영업권, 산업재산권, 개발비, 소프트웨어 모두에서 이러한 모습이 관측된다. 10년 단위로 본 시기별 상관성의 차이는 상대적으로 뚜렷하게 구분되지는 않는다.

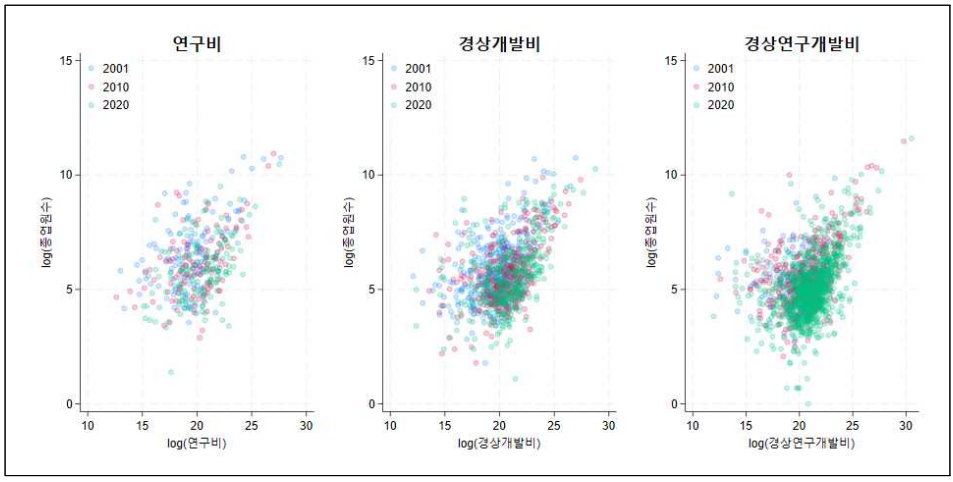
연구개발비와 고용 간의 산포도는 [그림 4-2]와 같다. 무형자산의 경우와 마찬가지로 이들 항목과 고용은 양(+)의 상관성을 확인할 수 있으며, 시점별 분포에 있어서는 시각적으로 큰 차이를 확인하기는 어렵다. 산포도의 흩어짐 모양에 따라 상관성의 강도는 차이를 나타내나 무형자산과 연구개발로 살펴본 기술과 고용은 선형적으로 양(+)의 연관성을 가지고 있음을 사전적으로 살펴볼 수 있다. 이는 인과성(causality) 측면에서 기술진보가 고용에 긍정적으로 영향을 줄 수 있을 가능성에 대해 간접적으로 예상할 수 있음을 의미한다.

[그림 4-1] 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 4-2] 연도별 연구개발 비용과 고용 간의 산포도



주: 각 축은 로그 변환하여 나타냄

5. 기업 규모별 재무 변수 기초 통계 차이

기술 개발이나 진보는 산업뿐만 아니라 기업의 특징에 따라 달라질 수 있는데 가장 중요한 구분 기준은 기업 규모일 것이다. 대기업과 중소기업은 수익성이나 안정성 측면에서 큰 차이가 있고, 이는 기술 투자의 영역과도 연결된다. 기술이 발전하기 위해서는 인력뿐만 아니라, 이를 지원하는 자금의 투입도 상당히 중요할 수 있으며, 이로 인한 기술 발전의 속도나 정도는 기업의 규모에 따라 달라질 수 있다.

인공지능 기술이 빠르게 발전하면서 관련 기술에 대한 투자나 활용에서도 기업 규모별로 차이를 보이는데 2023년에 발표된 정보화 통계조사에 따르면 4개의 지능정보기술 모두 대기업이 소기업에 비해 높은 활용률을 나타내, 기술 활용이 기업 규모에 따라 차이를 보이는 것으로 확인되었다.

〈표 4-12〉 4대 지능정보기술의 기업 규모별 활용률

지능정보기술 \ 기업규모	소기업 (종사자 수 10~49인)	중기업 (종사자 수 50~249인)	대기업 (종사자 수 250인 이상)
인공지능	28.8%	21.2%	36.4%
클라우드 컴퓨팅	69.6%	68.0%	72.9%
사물인터넷	52.1%	59.1%	65.5%
데이터 분석	39.2%	41.0%	51.2%

주: 2022년 우리나라 기업체의 정보화 현황을 의미하며, 정보화 통계조사는 전국의 종사자 수 10인 이상 기업체를 대상으로 1999년부터 매년 실시
출처: 2023년 정보화 통계조사 보도자료

이처럼 기업 규모에 따라 기술진보의 수준이 차이를 나타낼 수 있기에 앞서 살펴본 기업의 재무 상태와 기술진보를 나타낼 수 있는 변수들의 특징을 기업 규모에 따라 구분하여 검토하였다.

현재 확보하여 활용하는 재무 변수들에는 기업 규모를 나타내는 변수가 포함되어 있다. 관련 변수는 대기업, 중견기업, 중소기업으로 구분되어 있으며, 이들 기업 규모의 구분 기준은 다음과 같다.

〈표 4-13〉 기업 규모에 대한 법률 및 정의

기업 규모	관련 법률	정의
중소기업	중소기업기본법	중소기업기본법 제2조(중소기업자의 범위) 및 동법 시행령 제3조 등에 따른 "중소기업" ※ 중소기업 유예기간 중인 기업도 중소기업으로 분류
중견기업	중견기업법	중견기업법 제2조(정의) 및 동법 시행령 제2조에 따른 “중견기업”
대기업	정식 용어 및 관련 법률 없음	중소기업기본법, 중견기업법 범위에 해당하지 않은 기업으로 공정거래법 제31조(상호출자제한기업집단 등의 지정 등)에 따른 기업 ※ 공정거래법상 기업 외 3년 평균 매출액 400억 원 이상 금융업종, 외국인투자법인 등도 일부 포함

출처: ValueSearch(NICE평가정보) 제공

정의된 기업 규모를 기준으로 산업별 기업들의 재무 상태와 기술 관련 변수들을 검토하였으며, 간략한 검토를 위해 서비스업은 세부 산업이 아닌 전체만을 대상으로 확인하였다. 동시에 앞서 확인 결과, 일부 산업에서 평균값들이 극단치 등으로 인해 지나치게 큰 값들이 나타나 기업 규모에서는 중앙값을 대상으로 결과를 제시하였다. 고용과 재무 상황에 대한 기초 통계 값은 〈표 4-14〉와 같다.[20]

제조업의 경우 종업원 수에서 대기업이 중견기업의 3배 이상을, 중소기업에 대해서는 약 9배를 기록하면서 고용 규모에서 큰 차이를 보였다. 성장성을 나타내는 매출액 증가율이나 유형자산 증가율은 중소기업이 상대적으로 낮게 나타났으며, 매출액 영업이익률 및 매출액 대비 금융비용 비중으로 본 수익성 역시 중소기업이 좋지 못한 것으로 파악되었다.

안정성 지표에서는 오히려 대조적인 모습을 나타냈는데 중소기업에서 자기자본비율이나 유동비율이 더 높고 부채비율은 낮아 제조업 내 중소기업의 안정성이 상대적으로 좋게 보인다. 중소기업은 총비용에서 차지하는 인건비 비중이 대기업이나 중견기업에 비해 높았다는 점도 특징적이다. 자본의 효율적 사용을 나타내는 총자본회전율은 중소기업이 낮아 제조업 내 중소기업들은 대기업 및 중견기업과는 재무 상황에서 뚜렷한 차이를 나타냈다.

이러한 모습은 다른 산업군에서도 관측된다. 건설업(F)도 대기업과 중소기업의 고용규모 차이가 상당히 컸으며 매출액 증가율로 본 성장성 지표도 대기업과 중견기업이 높았다. 다만 유형자산 증가율은 중견기업의 감소 폭이 제일 작은 모습을 보였다. 안정성 지표에서도 제조업과 비슷한 모습을 보였으며, 총비용 대비 인건비 비중은 중견기업과 중소기업이 비슷한 수준을 나타냈다.

전기가스수도업(D&E)은 상대적으로 기업 규모 간의 고용 수준 차이가 작은 편

20) 전체 샘플 수(40,992개)에서 농림어업(A) 샘플(94개)을 제외하면 40,898개이나, 확인 결과 기업 규모가 라벨링된 샘플 수는 40,686개로 감소하였다. 제조업, 건설업의 샘플 수는 동일했으나 전기가스수도업(D&E)에서 676개 중 494개, 서비스업에서는 15,323개 중 15,293개에만 기업 규모가 표시되어 212개(182 + 30)의 샘플이 감소하였다.

이었고, 오히려 유형자산 증가율 기준으로 중소기업이 제일 높은 값을 나타내 제조업과는 대조를 보였다. 매출액 영업이익률로 본 수익성도 중소기업이 상당히 높은 편(10.79%)이고, 유동비율이나 부채비율로 본 중소기업의 안정성도 다른 기업 규모에 비해 나쁘지 않은 편이었다. 총자본회전율은 중견기업에서 높은 값을 기록해 이전 산업들과는 다른 특징을 나타냈다.

마지막으로 서비스업의 경우도 절대적 수치에서는 제조업에 비해 작지만 기업 규모별 고용에서 큰 차이를 나타냈다. 성장성/수익성 지표도 대기업과 중견기업이 상대적으로 높았으며, 안정성의 경우는 제조업과 유사하게 중소기업이 높았다. 사내유보율은 전 산업에서 기업 규모가 작을수록 높아지는 모습을 공통적으로 확인할 수 있었다.

기업 규모로 살펴본 산업별 재무 상황은 일부 산업별로 차이를 보이나 기업 규모 측면에서는 유사점도 확인된다. 다수를 차지하는 제조업, 서비스업에서 볼 수 있듯이 기업 규모가 클수록 성장성이나 수익성이 상대적으로 높게 나타났지만 안정성을 나타내는 지표들에서는 오히려 반대의 모습이 나타났다. 작은 기업들이 안정성 확보에서 상대적으로 규모가 큰 기업들보다 더 큰 가중치를 두는 것을 알 수 있다. 기업 규모가 클수록 고용 규모가 큰 동시에 총비용에서 차지하는 인건비 비중은 작아지는 것으로 나타나 고용에 대한 부담은 중소기업이 큰 것을 알 수 있다.

〈표 4-14〉 산업 및 기업 규모별 재무 변수 기초 통계(중앙값)

(단위: 명, %)

산업 및 변수들		대기업 (LF)	중견기업 (MF)	중소기업 (SF)	전체
Manuf(B&C)					
	종업원 수	1,005.00	302	110	209
	매출액증가율	6.55	6.33	3.94	5.61
	유형자산증가율	1.23	1.26	0.22	0.89
	매출액영업이익률	5.12	5.13	3.38	4.54
	금융비용/매출액비율	0.99	0.92	1.27	1.04
	자기자본비율	52.52	58.45	62.77	59.49
	유동비율	128.19	149.51	182.72	157.3
	부채비율	90.4	71.07	59.3	68.08
	차입금의존도	24.05	20.27	20.51	20.85
	인건비/총비용비율	9.04	11.11	14.24	12.23
	사내유보율	94.47	96.47	98.93	97.38
	총자본회전율	0.91	0.9	0.68	0.81
F					
	종업원 수	877	302	78	309
	매출액증가율	6.02	5.02	1.61	5.14
	유형자산증가율	-1.71	-0.65	-1.04	-0.99
	매출액영업이익율	4.39	4.16	2.82	4
	금융비용/매출액비율	0.88	0.81	1.72	0.93
	자기자본비율	36.73	47.28	50.87	43.23
	유동비율	140.5	162.17	171.97	152.45
	부채비율	172.25	111.49	96.57	131.35
	차입금의존도	18.79	15.59	18.36	17.24
	인건비/총비용비율	7.97	10.35	10.58	9.31
	사내유보율	94.58	96.56	99.06	96.48
	총자본회전율	1.02	1.01	0.72	0.97
D&E					
	종업원 수	281	196	56	208
	매출액증가율	10.54	6.35	5.48	7.08
	유형자산증가율	1.62	2.2	3.81	2.01
	매출액영업이익률	7.93	3.35	10.79	4.78
	금융비용/매출액비율	3.17	0.94	2.61	2.01
	자기자본비율	41.08	47.73	56.12	46.18

산업 및 변수들		대기업 (LF)	중견기업 (MF)	중소기업 (SF)	전체
	유동비율	110.72	110.85	149.87	112.15
	부채비율	143.43	109.52	78.19	116.53
	차입금의존도	45.27	15.17	24.46	27.3
	인건비/총비용비율	8.29	7.23	15.36	7.69
	사내유보율	89.51	94.2	98.02	91.79
	총자본회전율	0.52	0.97	0.4	0.69
Service(Others)					
	종업원 수	694.5	226	64	166
	매출액증가율	6.74	6.55	3.3	5.59
	유형자산증가율	1.29	0.14	-0.81	-0.12
	매출액영업이익률	5.88	5.52	1.89	4.34
	금융비용/매출액비율	1.07	0.58	1.27	0.91
	자기자본비율	51.67	63.7	67.15	62.77
	유동비율	112.44	158.42	212.65	162.34
	부채비율	93.48	56.99	48.91	59.31
	차입금의존도	22.14	11.21	14.75	14.27
	인건비/총비용비율	11.04	13.29	17.06	14.49
	사내유보율	95.22	96.18	100	97.4
	총자본회전율	0.76	0.8	0.51	0.67
Total					
	종업원 수	771	282	94	197
	매출액증가율	6.64	6.32	3.7	5.6
	유형자산증가율	0.99	0.91	-0.22	0.52
	매출액영업이익률	5.4	5.13	2.89	4.46
	금융비용/매출액비율	1.04	0.85	1.28	1
	자기자본비율	50.27	59.21	64.12	59.72
	유동비율	122.58	151.37	191.3	157.31
	부채비율	98.89	68.89	55.95	67.45
	차입금의존도	23.48	17.59	18.38	18.71
	인건비/총비용비율	9.04	11.37	14.69	12.39
	사내유보율	94.8	96.39	99.46	97.33
	총자본회전율	0.84	0.89	0.63	0.78

주: 각 값은 중앙값을 의미함

기술과 관련된 재무 변수들인 무형자산과 연구개발비를 살펴보면 다음과 같다.[21] 먼저 제조업 무형자산의 경우 대기업과 중소기업이 높은 반면 중견기업이 오히려 낮은 비중을 나타내는 특징을 보였다. 무형자산 대비 세부 항목에서는 중소기업이 저작권과 개발비의 비중이 높은 모습을 나타냈고, 대기업은 상대적으로 소프트웨어 비중이 높았다.

건설업(F)은 중소기업의 무형자산 비중이 다른 규모보다 높게 나타났는데, 마찬가지로 무형자산 중 개발비의 비중이 다른 규모에 비해 높았다. 중견기업은 무형자산 중 영업권 비중이 높아 이 산업의 특징을 나타내었다.

전기가스수도업(D&E)은 중견기업의 무형자산 비중이 높았는데, 중견 및 중소기업은 무형자산 중 영업권의 비율이 다른 산업에 비해 상당히 큰 특징을 보였다. 중견기업은 개발비 비중도 높아 이 산업에서 중견기업의 기술에 대한 모습을 확인할 수 있다.

마지막으로 서비스업은 중소기업에서 무형자산 비중이 가장 높았으며, 이는 대기업에 비해 약 4.2배 정도로 상당한 수준이었다. 서비스업 내 중소기업의 무형자산 대비 각 항목의 비율은 소프트웨어를 제외하면 중소기업이 높았으며 이는 서비스업이 지니는 두드러진 특징이다. 특히 제조업의 무형자산 비중이 대기업과 중소기업이 비슷한 수준인 반면, 서비스업은 동일 집단에서 두 배 이상의 차이를 보여 기술 수준의 투자에 산업 간 특징 차이가 명확하다.

21) 앞의 기준과 동일하게 무형자산은 총자산 대비 비중을, 판관비는 총매출 대비 비중이며 세부 항목들은 각각 무형자산과 판관비 대비 각 항목들의 비중을 나타낸다.

〈표 4-15〉 산업 및 기업 규모별 무형자산 변수 기초 통계(중앙값)

(단위: %)

산업 및 변수들	대기업(LF)	중견기업(MF)	중소기업(SF)	전체
Manuf(B&C)				
무형자산	0.91	0.74	0.96	0.83
영업권	38.49	48.66	45.15	44.9
산업재산권	4.15	4.75	6.54	5.23
저작권	-	0.26	65.89	0.4
개발비	45.14	67.02	77.45	69.48
소프트웨어	28.71	19.29	16.16	18.65
F				
무형자산	0.36	0.4	0.74	0.41
영업권	20.53	80.04	61.18	51.74
산업재산권	0.76	4.14	3.21	2.99
저작권	-	0.01	-	0.01
개발비	21.14	33.15	83.04	42.81
소프트웨어	37.51	13.21	6.82	19
D&E				
무형자산	0.29	0.5	0.32	0.38
영업권	47.07	95.3	84.64	95.3
산업재산권	1.1	2.11	1.53	1.33
저작권	-	-	-	-
개발비	18.09	95.17	72.3	73.34
소프트웨어	24.69	40	5.04	24.22
Service(Others)				
무형자산	0.38	1.04	1.58	0.88
영업권	38.62	38.51	53.16	43.68
산업재산권	1.17	2.08	3.39	2.25
저작권	0.81	2.68	4.89	2.87
개발비	15.65	54.83	68.1	54.39
소프트웨어	19.69	18.22	15.06	17.21
Total				
무형자산	0.47	0.78	1.1	0.81
영업권	37.75	46.33	50.05	44.95
산업재산권	2.39	3.91	5.29	4.07
저작권	0.81	1.74	6.62	2.45
개발비	33.87	62.94	73.9	65.2
소프트웨어	24	18.71	15.64	18.2

주: 각 값은 중앙값을 의미함

연구개발 관련 비용 변수들을 기업 규모에 따라 살펴보면, 먼저 제조업의 경우 총매출액 대비 판관비는 기업의 규모가 커짐에 따라 감소하는데, 이 중 연구 관련 비용은 중소기업이 높은 비중을 나타낸다. 대기업 역시 높은 편인데 무형자산과 유사하게 중견기업이 상대적으로 약간 낮은 모습을 보여준다. 건설업(F)의 경우

〈표 4-16〉 산업 및 기업 규모별 판매비와 관리비 및 연구개발 비용 기초 통계(중앙값)

(단위: %)

산업 및 변수들			대기업 (LF)	중견기업 (MF)	중소기업 (SF)	전체
Manuf(B&C)						
	판매비와 관리비		8.03	10.47	17.79	12.54
		연구비	4.11	2.24	4.91	2.83
		경상개발비	6.72	6.92	9.96	7.98
		경상연구개발비	10.46	9.9	14.93	12.48
F						
	판매비와 관리비		5.27	5.57	10.76	5.87
		연구비	0.84	2.6	0.14	1.13
		경상개발비	2.97	3.75	3.23	3.32
		경상연구개발비	1.8	3.75	6.77	3.19
D&E						
	판매비와 관리비		6.25	10.04	9.96	8.96
		연구비	0.12	0.15	-	0.15
		경상개발비	3.38	1.83	9.1	1.96
		경상연구개발비	0.24	0.1	-	0.15
Service(Others)						
	판매비와 관리비		16.59	15.66	28.1	21.08
		연구비	0.44	0.63	0.6	0.51
		경상개발비	1.58	3.24	9.21	4.35
		경상연구개발비	2.16	5.45	15.89	10.11
Total						
	판매비와 관리비		9.21	10.98	20.35	13.68
		연구비	1.09	1.69	3.13	1.76
		경상개발비	3.46	5.46	9.5	6.47
		경상연구개발비	6.74	8.26	15.01	11.44

주: 각 값은 중앙값을 의미함

오히려 중견기업의 연구비와 경상개발비가 높아 대조적인 모습을 확인할 수 있다. 전기가스수도업(D&E)은 상대적으로 중소기업의 경상개발비 비중이 높은 것으로 나타났다. 마지막으로 서비스업은 기업 규모가 작을수록 연구 관련 비용이 높아지는 모습을 보여 무형자산과 유사한 형태를 나타냈다.

기업 규모에 따라 재무 상태가 달랐던 것처럼 기술을 나타내는 재무 변수들 역시 기업 규모에 따라 차이를 나타냈다. 대체로 중소기업의 무형자산과 연구개발비용 비중이 상대적으로 높은 값을 나타내었는데, 서비스업은 기업 규모의 감소와 이러한 모습이 비슷한 방향으로 나타난 반면, 제조업은 대기업 역시 높은 기술 수준을 보이고 오히려 중견기업이 상대적으로 낮은 모습을 나타냈다. 전기가스수도업(D&E)에서는 중견기업이 오히려 보다 큰 기술 투입을 진행하는 것으로 보여 산업 간 기업 규모의 특징 차이도 확인할 수 있다.

6. 기업 규모별 재무 변수 기반 기술과 고용의 상관성(산포도)

전 기업을 대상으로 시점별 기술과 고용의 산포도를 살펴보았을 때 시점별 차이를 시각적으로 비교하기는 어려웠으나, 전반적으로 양(+)의 상관성을 나타낸 것을 확인하였다. 이러한 상관성의 모습을 기업 규모별로 살펴보았을 때 어떠한 차이를 보이는지 역시 검토하였고, 마찬가지로 양 축을 로그 스케일로 변환하였다.

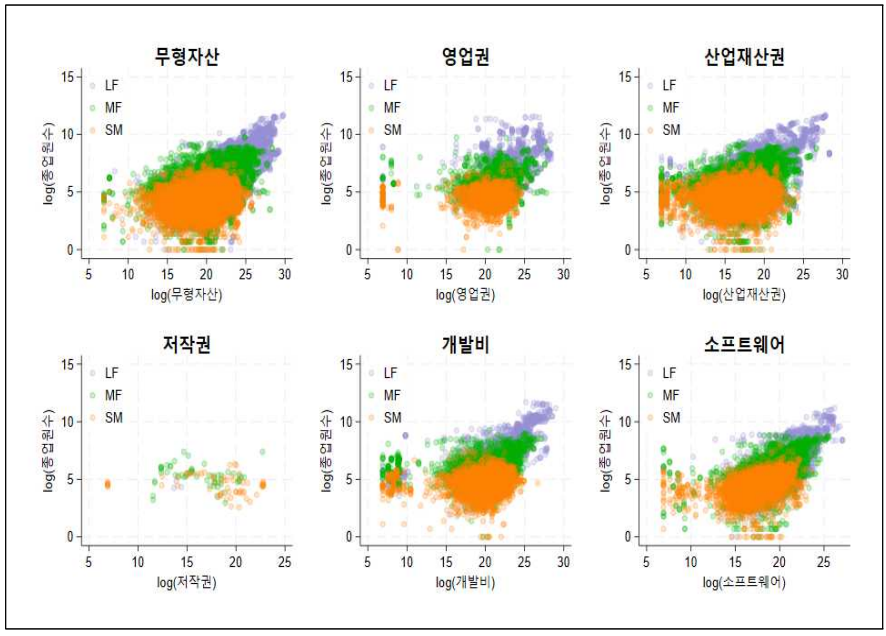
먼저 무형자산의 기업 규모별 산포도를 살펴보면 기술과 고용은 마찬가지로 양(+)의 상관성을 보이는데 이러한 모습이 기업 규모별로 차이를 나타내고 있다. 무형자산뿐만 아니라, 하위 항목인 영업권, 산업재산권, 개발비, 소프트웨어에서 기업 규모가 커질수록 흩어짐의 기울기가 증가하는 모습을 나타낸다. 각 항목별 정도의 차이는 존재하나 대기업(LF)이 중소기업(SF)에 비해 우상향의 모습이 보다 극적으로 확인된다. 즉, 기술과 고용의 선형적 상관성이 대기업에서 더 크게 확인된다.

연구개발 관련 비용으로 살펴본 고용과의 산포도도 비슷한 결과를 나타낸다. 그 모습이 무형자산보다는 시각적으로 덜 명료한 것처럼 보이지만, 기업의 규모가 커

질수록 연구개발비와 고용의 상관성 강도가 높아지는 모습을 알 수 있다.

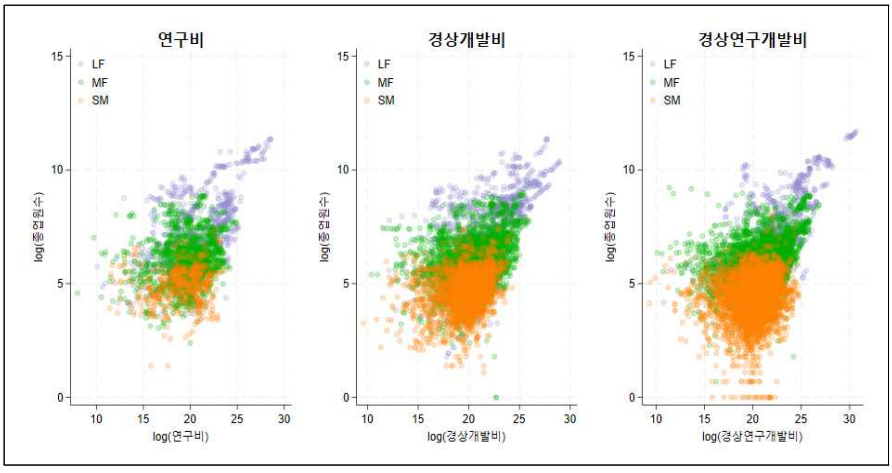
앞서 산업별로 일부 차이는 있었지만 전체적으로 무형자산과 연구개발비의 기업 규모별 비중에서 중소기업의 비중이 상대적으로 높았던 반면 산포도의 모습은 오히려 기업 규모가 클수록 기술과 고용의 상관성이 높은 것으로 나타난 점은 기술의 고용 분석에서 주목할 만하다.

[그림 4-3] 기업 규모별 무형자산 항목과 고용 간의 산포도



주: 각 축은 로그 변환하여 나타냄

[그림 4-4] 기업 규모별 연구개발 비용과 고용 간의 산포도



주: 각 축은 로그 변환하여 나타냄

7. 기술 관련 재무 변수를 활용한 고용 효과 분석

앞서 기술의 대리변수로 무형자산과 연구개발비 항목을 살펴봤으며, 이들의 산업별 특징 및 산포도를 통한 고용과의 상관성을 살펴보았다. 기술과 고용의 양(+)의 상관성은 다른 요인들의 효과를 제외하지 않고 단순히 살펴본 것으로 인과성(causality) 분석을 위해서는 고용에 영향을 줄 수 있는 다른 요인들의 효과를 통제할 필요가 있다.

기업의 노동수요에 영향을 줄 수 있는 요인들은 다양하다. 기본적으로 전체적인 경기(business cycle)나 시장 상황이 기업의 노동수요에 영향을 줄 수 있으며, 기업 내부적으로는 기업 자체의 경영 상황이 고용에 큰 영향을 미칠 수 있다. 앞서 재무 데이터의 구분에서 기업의 높은 성장성과 수익성은 기업의 고용을 증가시킬 유인으로 작용할 수 있으며, 그 외의 다양한 기업의 재무 상황들이 복합적으로 고용에 영향을 미칠 수 있다.

본 분석에서는 기업의 재무 데이터를 활용하여 기술이 고용에 미치는 영향에 대한 분석을 수행하였다. 데이터의 구조는 산업별 기업들의 시계열 구조로 각 산업

측면에서 보면 기업 패널 데이터(firm-level panel dataset) 구조이다. 이에 동일한 패널 데이터 분석 방법론을 각 산업에 적용하여 분석을 수행하였다. 산업의 구분은 앞서 기초 통계에서 살펴본 것처럼 서비스업을 그룹화한 분석 이후 서비스업 내 세부 산업에 대한 분석을 추가적으로 진행하였다. 앞서 산업별 거시(집계) 데이터 분석에서의 산업군 매칭을 위해 서비스업 내 개별 산업 분석에서는 산업 S(협회 및 단체, 수리 및 기타 개인서비스업)의 개별 분석은 제외하였다.

패널 회귀분석에서는 고용 관련 변수인 종업원 수를 비롯하여 총자산, 부채비율, 유동자산, 매출총이익, 매출액을 주요 변수로 선택하였다. 이는 앞서 참고로 한 안정성, 수익성, 성장성 등을 나타낼 수 있는 주요 재무 변수이며, 기업의 규모인 총자산을 고려하였다. 산업 내 개별 기업의 이질성(heterogeneity)을 고려하기 위해 고정효과 모형(panel fixed effect model)을 분석 프레임으로 하였으며, 단위 기업 자체의 시계열적 상관성(serial correlation)을 고려하여 오차항(cluster-robust standard errors)을 추정하였다.

분석 모델과 관련 변수들은 다음과 같다.

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

i: 산업, j: 기업, t: 시간

$y_{i,j,t}$: 고용(종업원 수)(로그)

$X_{i,j,t}$: 기업 재무 변수의 로그 또는 비율 벡터

D_t: 코로나19 충격을 고려하기 위한 COVID-19 더미(2020년 이후)

$T_{i,j,t}$: 기술 변수

각 독립변수의 특징으로 총자산은 기업의 규모를, 부채비율과 유동자산은 기업의 안정성 수준을, 매출총이익은 기업의 수익성을, 매출액은 기업의 성장성을 고려하여 포함하였으며, 부채비율을 제외한 고용을 포함한 나머지 재무 변수들은 로그 값을 취하였다. 이러한 기업의 특징들(성장성, 수익성, 안정성 등)이 고용에 기본적으로 영향을 줄 것으로 예상되며, 앞서 기초 통계에서 살펴보았듯이 본 분석

기간에는 고용시장에 큰 충격을 미친 코로나19 기간이 포함되어 있기에 이러한 영향을 고려한 코로나19 더미를 변수로 추가하였다.

분석 모델에서 가장 관심 있게 살펴볼 변수는 $T_{i,j,t}$, 즉 기술 변수이다. 앞서 재무제표에서 기술을 나타낼 수 있는 변수로 재무상태표의 무형자산 또는 각 하위항목, 손익계산서의 연구개발 비용 등을 살펴보았다. 기술이라는 다소 추상적인 영역을 재무제표 내의 관련 특징을 지닌 정량 변수들을 활용해서 살펴봄으로써 기술의 진보가 고용에 미치는 영향에 대해 검토하였다.

기초 통계에서 대략적으로 살펴봤듯이 기업 규모에 따라 이러한 기술진보의 효과 차이가 나타날 수 있기 때문에 기업 규모별로도 세분화하여 살펴봤으며, 서비스업 전체에 대한 분석 이후 서비스업 내 산업들의 특징 차이를 살펴보고자 개별 산업에 대해서도 마찬가지로 분석을 진행하였다.

먼저 무형자산을 기술 변수로 추가하였을 때 결과는 다음과 같다. 우선 전체를 대상으로 했을 경우 매출액과 유동자산에서 비교적 유의한 결과를 나타냈다. 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 확인되었다. 매출액의 경우 세부 산업으로 살펴보아도 효과의 차이는 있으나 모든 산업에서 유의한 것으로 확인되어 매출액이 고용에 긍정적인 영향을 주는 것은 명확하게 확인된다. 특히 매출액은 전기가스수도업(0.63%)과 서비스업(0.42%)에서 상대적으로 큰 영향을 나타냈다. 건설업을 제외하면 유동자산도 각 산업에서 고용에 영향이 상당히 큰 요인 중 하나였는데, 마찬가지로 전기가스수도업(0.29%)과 서비스업(0.20%)에서 고용에 큰 영향을 나타냈다. 유동자산이 '재정상태표일부터 1년 이내에 현금화되거나 사용될 것으로 예상되는 자산'이라는 측면에서 단기적인 현금성 자산의 정도가 양 산업의 고용에서 중요한 요인으로 작용할 수 있음을 말해준다. 다른 산업과 달리 제조업과 건설업은 자산의 규모가 클수록 고용이 증가하는 모습을 나타냈는데, 특히 건설업(0.34%)에서의 영향이 상당히 컸다. 부채비율은 유의성을 나타내나 그 정도가 상당히 작았으며, 팬데믹 충격에 따른 고용 감소는 대부분의 산업에서 부정적인 영향을 준 것으로 나타났다.

무형자산으로 살펴본 기술의 경우 전체적으로는 고용을 증가시키는 것으로 확인된다. 무형자산이 1% 증가할 때 고용은 약 0.016% 증가하는 것으로 나타나, 매출액과 비교했을 때 수치적으로는 작으나 유의미한 고용 증가 효과가 있는 것으로 나타났다. 세부 산업으로 살펴보면 다른 산업군들도 양(+)의 값을 기록했으나 유의하지는 않은 것으로 나타났고, 서비스업(0.03%)에서 이러한 고용의 증가 효과가 상대적으로 두드러진 것을 알 수 있다.

〈표 4-17〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	-0.008	0.074**	0.336**	-0.413	-0.063
	(0.031)	(0.037)	(0.150)	(0.250)	(0.046)
부채비율	0.000***	-0.000	-0.000	0.001***	0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.153***	0.094***	-0.109	0.290*	0.202***
	(0.025)	(0.031)	(0.135)	(0.150)	(0.037)
(로그) 매출총이익	-0.009	-0.008	0.039	0.040	-0.004
	(0.010)	(0.011)	(0.029)	(0.094)	(0.020)
(로그) 매출액	0.391***	0.350***	0.280***	0.626**	0.418***
	(0.025)	(0.029)	(0.071)	(0.299)	(0.037)
COVID-19 더미	-0.130***	-0.132***	0.012	-0.054	-0.142***
	(0.010)	(0.012)	(0.050)	(0.093)	(0.022)
(로그) 무형자산	0.016***	0.007	0.017	0.009	0.031***
	(0.004)	(0.005)	(0.013)	(0.023)	(0.009)
Constant	-8.167***	-7.561***	-8.818***	-8.497***	-9.071***
	(0.337)	(0.362)	(1.367)	(2.739)	(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 다만 이러한 효과는 기업 규모별로 차이를 나타낼 수 있고, 산업별로는 기업 규모에 따라 효과의 정도와 유의성이 달라질 수 있다. 이를 검토하기 위해 기업 규모별로 분석한 결과는 다음과 같다.

먼저 대기업을 살펴보면 전체적으로 매출액과 유동자산의 증가가 고용에 영향을 주는 것은 동일하며, 산업별로는 제조업과 서비스업에서 매출액 증가의 고용 효과가 유의하고 크게 나타났다. 건설업에서 대기업의 자산 규모의 증가는 고용에 대한 영향이 상당히 큰 것으로 확인된다.

〈표 4-18〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 대기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: LF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	-0.056	0.073	0.809***	-0.030	-0.128
	(0.086)	(0.120)	(0.235)	(0.304)	(0.113)
부채비율	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.213***	0.116	-0.378**	0.205**	0.287***
	(0.076)	(0.134)	(0.161)	(0.094)	(0.098)
(로그) 매출총이익	0.018	0.015	-0.008	-0.069	0.068
	(0.032)	(0.041)	(0.050)	(0.087)	(0.062)
(로그) 매출액	0.375***	0.277***	0.119	0.288	0.405***
	(0.055)	(0.072)	(0.087)	(0.209)	(0.080)
COVID-19 더미	-0.149***	-0.134***	0.100	0.146	-0.208***
	(0.031)	(0.035)	(0.110)	(0.219)	(0.057)
(로그) 무형자산	0.037**	0.038*	0.027	-0.005	0.029
	(0.015)	(0.020)	(0.028)	(0.040)	(0.025)
Constant	-8.799***	-6.915***	-9.004***	-5.110	-10.607***
	(0.809)	(1.086)	(1.870)	(4.662)	(1.329)
Adjusted R^2	0.482	0.450	0.512	0.362	0.538
Observations	4520	2070	331	167	1952

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

무형자산으로 살펴본 기술은 전체의 경우보다 그 수치(0.037%)가 증가했는데, 대기업으로 구분해서 살펴보면 이러한 효과가 제조업에서 유의하게 나타나는 것을 알 수 있다. 서비스업의 경우 기술의 고용 효과가 유의하지 않은 것으로 확인되어 이전의 결과와는 차이를 나타냈다.

중견기업의 경우 매출액과 유동자산의 증가가 고용에 긍정적인 영향을 주는 것으로 확인되었고, 자산의 규모는 오히려 고용을 감소하는 방향으로 작용했다. 건설업의 경우 수익성(매출총이익)의 증가가 고용에 긍정적인 요인으로 작용하였다.

〈표 4-19〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 중견기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: MF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	-0.103*	-0.008	0.310	-0.779**	-0.151*
	(0.053)	(0.062)	(0.222)	(0.280)	(0.081)
부채비율	-0.000	-0.000	-0.000	0.001*	-0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.222***	0.132***	-0.154	0.699***	0.285***
	(0.040)	(0.048)	(0.222)	(0.096)	(0.057)
(로그) 매출총이익	0.011	-0.008	0.075**	0.295	0.033
	(0.018)	(0.017)	(0.035)	(0.296)	(0.036)
(로그) 매출액	0.397***	0.362***	0.384***	0.511*	0.403***
	(0.047)	(0.055)	(0.079)	(0.283)	(0.068)
COVID-19 더미	-0.116***	-0.112***	-0.059	-0.278**	-0.099***
	(0.014)	(0.015)	(0.052)	(0.122)	(0.035)
(로그) 무형자산	0.010*	0.005	-0.005	-0.010	0.036***
	(0.006)	(0.007)	(0.011)	(0.032)	(0.013)
Constant	-7.867***	-6.557***	-10.034***	-12.286***	-9.424***
	(0.516)	(0.498)	(1.440)	(2.488)	(0.905)
Adjusted R^2	0.446	0.402	0.614	0.787	0.487
Observations	14834	10070	607	222	3935

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

기술진보(무형자산의 증가)의 경우 고용에 유의미한 증가(0.01%)를 가져왔으나, 이러한 증가가 서비스업(0.036%)에 기인했음을 알 수 있다.

마지막으로 중소기업의 경우 매출액의 증가가 고용 증가에 큰 영향을 주는 것으로 확인되었고, 이는 전기가스수도업(D&E)을 제외한 산업들에서 유의하게 나타났다. 유동자산은 전체적으로 고용에 유의미한 영향이 나타났으나, 개별 산업에서는 유의하지 않았으며, 제조업 내 중소기업들은 기업 규모(총자산)의 증가가 고용에 긍정적인 영향을 주는 것으로 확인되어 대기업 및 중견기업과는 차이를 나타냈다.

기술 발전의 경우 무형자산이 1% 증가 시 전체적인 고용은 0.014% 증가하는 것으로 확인되었으나, 개별 산업별로 보면 유의성은 상당히 악화된 것으로 나타난다. 무형자산이라는 측면에서 기술을 살펴보면 이러한 고용 효과의 크기가 중견(0.01%) 및 중소기업(0.014%)에 비해 대기업(0.037%)이 상대적으로 높은 것으로 확인되어 기술진보에 따른 대기업의 고용 증가 효과가 큰 것으로 나타났다. 동시에 산업별로는 대기업이 제조업에서 고용 효과가 컸던 반면, 중견기업은 서비스업에서 고용 증가가 높아 기업 규모에 따라 기술의 산업별 고용 효과 차이가 나타남을 알 수 있다.

〈표 4-20〉 기술(무형자산)이 산업별 고용에 미치는 영향: 중소기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: SF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.105***	0.163***	0.042	-0.352	0.026
	(0.033)	(0.040)	(0.233)	(0.453)	(0.052)
부채비율	0.000***	-0.000	-0.000	0.000	0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.053**	0.042	0.044	0.066	0.066
	(0.026)	(0.031)	(0.178)	(0.133)	(0.043)

(로그) 고용 전체: SF	(1) Total	(2) Manuf (B&C)	(3) F	(4) D&E	(5) Service (Others)
(로그) 매출총이익	-0.022*	-0.013	-0.067	-0.068	-0.033
	(0.012)	(0.014)	(0.066)	(0.115)	(0.024)
(로그) 매출액	0.379***	0.364***	0.353**	-0.367	0.390***
	(0.027)	(0.034)	(0.162)	(0.427)	(0.045)
COVID-19 더미	-0.144***	-0.151***	0.048	0.505	-0.144***
	(0.016)	(0.020)	(0.069)	(0.510)	(0.030)
(로그) 무형자산	0.014**	0.005	0.054	0.244	0.022
	(0.007)	(0.007)	(0.035)	(0.149)	(0.014)
Constant	-8.172***	-8.948***	-5.949	16.762	-6.838***
	(0.510)	(0.585)	(4.049)	(17.684)	(0.969)
Adjusted R^2	0.286	0.324	0.274	0.420	0.235
Observations	12317	8228	165	35	3889

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

서비스업 내 산업들의 차이도 구체적으로 살펴보면 다음과 같다. 정도의 차이는 있으나 마찬가지로 매출액이 서비스업 산업의 고용에 유의미하게 영향을 주는 것으로 나타났다. 특히 사업서비스업(M&N), 교육서비스업(P), 예술여가서비스업(R)에서 매출액 증가가 고용에 미치는 긍정적인 영향이 상대적으로 큰 것으로 확인되었다. 도소매숙박업(G&I)의 경우 수익성(매출총이익)이 좋아지면 고용이 증가(0.073%)하는 것으로 나타난 반면 사업서비스업(M&N), 예술여가서비스업(R)은 오히려 반대의 모습을 나타냈다. 금융 및 보험업(K)과 부동산업(L)에서 유동자산은 상대적으로 큰 폭의 고용 증가 효과가 있는 것으로 확인되어 단기 자금액의 증가가 고용에 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났지만, 자산 규모의 증가는 오히려 고용을 줄이는 쪽으로 작용하여 두 효과 사이에 대조를 보였다.

무형자산을 통한 기술은 운수업(H), 정보통신업(J)에서 유의하게 고용 증가 효과가 있는 것으로 확인되어 기술진보에 따른 고용 증가의 영향이 서비스업 내에서도 차별적으로 나타나고 있음을 알 수 있다. 서비스업 역시 기술진보에 따른 고용

의 효과가 기업 규모별로 차이를 나타낼 수 있는 만큼 관련 분석을 추가적으로 진행하였다.

〈표 4-21〉 기술(무형자산)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	-0.059	0.067	0.118	-0.466***	-0.439*	0.080	-0.013	0.123
	(0.065)	(0.097)	(0.088)	(0.124)	(0.212)	(0.182)	(0.172)	(0.095)
부채비율	0.000***	0.000***	0.000***	0.001	0.000	-0.000	0.000	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.130**	0.055	0.013	0.713***	0.320**	0.198	-0.103	-0.046
	(0.061)	(0.056)	(0.037)	(0.087)	(0.134)	(0.126)	(0.097)	(0.050)
(로그) 매출총이익	0.073*	0.008	0.022	0.011	0.012	-0.087*	0.040	-0.128***
	(0.040)	(0.051)	(0.033)	(0.073)	(0.064)	(0.048)	(0.179)	(0.045)
(로그) 매출액	0.331***	0.172**	0.372***	0.374***	0.308**	0.425***	0.683***	0.536***
	(0.064)	(0.064)	(0.081)	(0.078)	(0.113)	(0.119)	(0.156)	(0.128)
COVID-19 더미	-0.233***	-0.176***	-0.095***	-0.095	-0.056	-0.055	0.099	-0.065
	(0.040)	(0.047)	(0.034)	(0.123)	(0.144)	(0.057)	(0.137)	(0.045)
(로그) 무형자산	0.011	0.057***	0.050***	0.057	-0.042	0.040	0.080	0.007
	(0.013)	(0.019)	(0.013)	(0.046)	(0.044)	(0.026)	(0.071)	(0.037)
Constant	-6.992***	-2.909	-8.871***	-10.885***	0.649	-10.655***	-11.226***	-7.398**
	(1.000)	(2.179)	(0.821)	(2.341)	(4.858)	(1.969)	(2.503)	(2.897)
Adjusted R^2	0.278	0.380	0.430	0.670	0.454	0.462	0.737	0.291
Observations	2869	502	3646	931	172	1172	186	259

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

먼저 서비스업에서 대기업을 살펴보면, 금융 및 보험업(K)을 제외하면 많은 산업들에서 기업의 자산 규모가 커질 때 고용이 증가하는 모습을 나타냈다. 매출액 증가도 다수의 산업에서 고용 증가 효과를 가져왔는데, 금융 및 보험업(K)(0.421%)과 사업서비스업(M&N)(0.359%)에서 그 영향의 정도가 높게 나타났다. 다른 산업과 달리 정보통신업(J)에서 대기업은 수익성이 고용에 미치는 효과

(0.19%)가 유의하게 나타나 대조를 보였다. 기술 발전은 운수업(H), 정보통신업(J), 금융 및 보험업(K)에서 유의미한 고용 증가의 효과를 가져오는 것으로 나타났는데, 특히 금융 및 보험업(K)이 무형자산 1% 증가 시 0.21% 고용 증가로 다른 산업들에 비해 상당히 높음을 알 수 있다. 참고로 교육서비스업(P)과 예술여가서비스업(R)은 샘플 수 부족으로 추정되지 못하였다.

〈표 4-22〉 기술(무형자산)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 대기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: LF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	0.291*	0.266*	0.136	-0.534***	0.091	0.388**	0.428	0.774
	(0.168)	(0.141)	(0.110)	(0.148)	(0.281)	(0.157)	(.)	(.)
부채비율	0.000	0.000*	0.000*	0.001	0.000	0.000	-0.007	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.000)	(.)	(.)
(로그) 유동자산	-0.015	-0.061	-0.016	0.769***	-0.031	-0.109	-0.516	-0.066
	(0.092)	(0.081)	(0.051)	(0.113)	(0.098)	(0.101)	(.)	(.)
(로그) 매출총이익	0.152	-0.016	0.190**	-0.056	0.009	0.143	0.119	-0.162
	(0.135)	(0.068)	(0.084)	(0.065)	(0.046)	(0.094)	(.)	(.)
(로그) 매출액	0.256	0.047	0.197*	0.421***	0.192**	0.359***	0.935	-0.359
	(0.174)	(0.087)	(0.112)	(0.130)	(0.055)	(0.092)	(.)	(.)
COVID-19 더미	-0.213**	-0.187**	-0.123***	-0.410*	0.326**	-0.127**	-0.013	-0.175
	(0.103)	(0.086)	(0.044)	(0.211)	(0.108)	(0.059)	(.)	(.)
(로그) 무형자산	-0.045	0.060*	0.074***	0.210***	0.050	0.006	0.029	-0.276
	(0.035)	(0.032)	(0.027)	(0.056)	(0.073)	(0.025)	(.)	(.)
Constant	-10.874***	-0.799	-8.362***	-13.402***	-3.406	-14.140***	-19.493	5.128
	(2.739)	(3.568)	(1.223)	(3.374)	(5.705)	(2.640)	(.)	(.)
Adjusted R^2	0.420	0.313	0.716	0.771	0.664	0.768	0.985	0.735
Observations	586	230	515	308	36	216	18	20

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

중견기업의 모습을 살펴보면, 다수의 산업에서 매출액 증가가 고용 증가에 유의미하게 영향을 주는 것으로 확인되었는데, 특히 사업서비스업(M&N)에서 크게 나

타났다. 유동자산 역시 가장 높은 수치를 기록한 금융 및 보험업(K)을 비롯해 다수의 산업에서 긍정적인 고용 효과를 나타냈다. 반면 중견기업에서 자산 규모의 증가는 일부 산업에서 상대적으로 고용을 감소시키는 모습이 나타나는데 특히 부동산업(L)에서 감소의 정도(-0.932%)가 큰 것으로 확인되었다. 하지만 교육서비스업(P)과 예술여가서비스업(R)에서는 자산 규모가 양(+)의 고용 효과를 나타내어 대조를 보였다.

기술은 대기업의 경우와 마찬가지로 운수업(H), 정보통신업(J)은 고용을 증가시키는 영향을 주었고, 대기업과 달리 사업서비스업(M&N)(0.079%)에서 더욱 큰 고용 증가 효과를 보였다는 점은 주목할 만하다.

〈표 4-23〉 기술(무형자산)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 중견기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: MF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	-0.110	-0.002	0.083	-0.455***	-0.932***	-0.250*	0.396**	0.216**
	(0.132)	(0.100)	(0.180)	(0.147)	(0.197)	(0.128)	(0.163)	(0.066)
부채비율	0.000	0.000	-0.000*	0.002***	0.002**	-0.000***	0.000	-0.000**
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.001)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.287**	0.151**	0.076	0.722***	0.003	0.174*	-0.191*	-0.035
	(0.130)	(0.071)	(0.054)	(0.109)	(0.132)	(0.090)	(0.085)	(0.029)
(로그) 매출총이익	0.099	0.097**	0.041	0.091	1.009***	-0.062	0.087	-0.092**
	(0.073)	(0.044)	(0.053)	(0.107)	(0.154)	(0.083)	(0.169)	(0.037)
(로그) 매출액	0.183	0.124	0.353**	0.276***	-0.363*	0.749***	0.522*	0.410***
	(0.113)	(0.107)	(0.150)	(0.101)	(0.172)	(0.221)	(0.248)	(0.062)
COVID-19 더미	-0.195***	-0.177***	-0.021	-0.069	-0.309	-0.055	-0.065	0.001
	(0.061)	(0.057)	(0.062)	(0.118)	(0.227)	(0.103)	(0.095)	(0.034)
(로그) 무형자산	0.002	0.057**	0.060**	-0.029	0.012	0.079***	-0.063	-0.016
	(0.018)	(0.024)	(0.023)	(0.051)	(0.037)	(0.025)	(0.069)	(0.014)
Constant	-6.196***	-4.739*	-9.714***	-9.142***	12.745	-10.830***	-13.098***	-6.582***
	(1.804)	(2.544)	(1.118)	(2.462)	(6.687)	(2.904)	(1.822)	(1.390)
Adjusted R^2	0.229	0.505	0.564	0.671	0.564	0.696	0.816	0.683
Observations	982	229	1403	568	47	461	139	97

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

마지막으로 서비스업 내 중소기업만을 대상으로 분석한 결과는 다음과 같다. 중소기업의 경우 매출액 증가 시 고용이 유의미하게 증가하는 모습이 교육서비스업(P)을 제외한 모든 산업에서 확인되었고, 특히 금융 및 보험업(K)이 두드러지게 높은 수치(1.037%)를 나타냈다. 사업서비스업(M&N)에서는 고용 증가에서 총자산의 증가도 주요 요인으로 작용했으며, 부동산업(L)은 유동자산 증가가 높은 효과를 나타냈다.

무형자산을 통한 기술진보의 경우 금융 및 보험업(K)을 비롯해 운수업(H), 정보통신업(J), 예술여가서비스업(R)에서 긍정적인 고용 증가 효과를 보였고 부동산업(L)은 오히려 유의하게 감소하는 모습을 나타내 차이를 보였다.

〈표 4-24〉 기술(무형자산)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 중소기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: SF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	-0.109	-0.043	0.107	0.267	-0.339*	0.448***	-0.522	0.047
	(0.079)	(0.378)	(0.077)	(0.275)	(0.181)	(0.133)	(0.832)	(0.104)
부채비율	0.000***	0.000**	0.000***	-0.000	0.000	0.000	-0.001	-0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.002)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.119	0.024	-0.031	-0.500	0.557***	-0.107	-0.019	-0.105*
	(0.088)	(0.012)	(0.059)	(0.333)	(0.113)	(0.078)	(0.200)	(0.058)
(로그) 매출총이익	0.034	0.103	-0.036	-0.767**	-0.062	-0.054	0.192	-0.064
	(0.047)	(0.130)	(0.037)	(0.284)	(0.074)	(0.035)	(0.710)	(0.079)
(로그) 매출액	0.406***	0.205**	0.393***	1.037***	0.340*	0.177**	0.278	0.467***
	(0.077)	(0.067)	(0.087)	(0.279)	(0.160)	(0.080)	(0.998)	(0.151)
COVID-19 더미	-0.260***	0.087	-0.128***	-0.056	-0.023	0.026	0.796	-0.123
	(0.058)	(0.057)	(0.042)	(0.166)	(0.137)	(0.072)	(0.459)	(0.081)
(로그) 무형자산	0.019	0.106**	0.035**	0.084***	-0.095**	-0.044	0.311	0.086*
	(0.020)	(0.032)	(0.018)	(0.022)	(0.034)	(0.040)	(0.159)	(0.047)
Constant	-6.851***	-4.441	-6.593***	0.717	-5.477	-6.320***	-0.380	-5.792
	(1.505)	(7.641)	(1.619)	(2.925)	(6.384)	(1.803)	(34.821)	(3.629)
Adjusted R^2	0.287	0.737	0.220	0.729	0.597	0.274	0.542	0.329
Observations	1301	36	1728	55	89	495	29	142

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

서비스업의 무형자산으로 살펴본 기술진보의 고용 효과를 정리해보면 정도에 차이는 있으나 운수업(H), 정보통신업(J), 금융 및 보험업(K)에서는 대체로 유의하게 고용 증가 효과를 가져오는 것으로 나타났다. 사업서비스업(M&N)은 중견기업에서 고용 효과가 높았고, 예술여가서비스업(R)은 중소기업의 고용 효과가 높았다는 점에서 기업 규모별로 특징 차이를 확인할 수 있다.

이를 통해 무형자산으로 살펴본 기술진보의 고용에 대한 영향은 산업별로 정도와 유의성에는 차이가 있으나 대체적으로 기술진보(무형자산의 증가)가 고용을 증가시키는 긍정적인 효과를 나타냈음을 알 수 있다.

자산 측면인 무형자산 외에 비용 측면인 연구개발(R&D)비 역시 기술을 나타내는 요소로 많은 연구에서 활용되고 있다. 기술을 나타내는 재무 변수로 판관비 중 샘플 수가 상대적으로 많이 확보된 경상연구개발비를 활용하여 비슷한 방식으로 기술이 고용에 미치는 영향을 살펴볼 수 있다. 관련 효과에 대한 검토를 위해 서비스업 전체만을 대상으로 분석을 진행하였다.[22)]

확인 결과 무형자산과는 달리 전체적으로 기업의 규모, 즉 자산의 증가가 고용의 증가로 나타나는 모습을 확인할 수 있고, 이는 하위 산업에도 모두 유의하게 나타났다. 매출액의 영향이 개별 산업에서 모두 유의하게 나타난 무형자산과는 다르게 연구개발비가 포함된 모형에서는 제조업과 서비스업에서 유의한 고용 증가를 나타내 대조를 보였다.

연구개발비로 측정된 기술진보(R&D의 증가)는 전체적으로 유의하게 고용을 증가시키는 것으로 확인되었는데, 연구개발비가 1% 증가할 때 고용은 약 0.03% 증가하는 것으로 나타났고, 이는 서비스업(0.058%)에서 그 효과가 더 큰 것으로 확인되었다.

22) 동시에 무형자산에서 살펴보았다는 점에서 기업 규모별 분석 결과도 생략하였다.

〈표 4-25〉 기술(판매비와 관리비: 경상연구개발비)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.159***	0.164***	0.358**	0.135**	0.150**
	(0.038)	(0.049)	(0.134)	(0.044)	(0.065)
부채비율	-0.000	-0.000*	-0.000	0.000**	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.133***	0.104**	-0.035	-0.038	0.187***
	(0.034)	(0.043)	(0.134)	(0.055)	(0.058)
(로그) 매출총이익	-0.019	-0.027*	0.024	-0.025	-0.005
	(0.012)	(0.014)	(0.036)	(0.015)	(0.030)
(로그) 매출액	0.256***	0.282***	0.131	-0.016	0.229***
	(0.028)	(0.033)	(0.122)	(0.068)	(0.056)
COVID-19 더미	-0.098***	-0.103***	0.100	0.072***	-0.091***
	(0.014)	(0.016)	(0.063)	(0.022)	(0.030)
(로그) 경상연구개발비	0.031***	0.022***	0.025	0.025	0.058***
	(0.008)	(0.008)	(0.023)	(0.029)	(0.018)
Constant	-8.623***	-8.345***	-7.156***	4.630**	-9.883***
	(0.519)	(0.593)	(1.519)	(1.623)	(1.120)
Adjusted R^2	0.326	0.337	0.382	0.499	0.311
Observations	11268	8233	271	58	2706

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

지금까지는 무형자산 총액과 판관비 중 경상연구개발비를 기술의 대리변수로 간주하여 고용 효과를 살펴보았는데, 기초 통계에서 살펴본 것처럼 무형자산 내 다양한 항목들[23]이 존재하고 이들 항목은 일부 다른 특징을 가지고 있다. 그리고 연구개발 비용으로 비슷하지만 기초 통계에서 살펴본 연구비와 경상개발비 항목도 존재한다. 특정 재무 항목을 기업의 기술이라 명확하게 정의하기는 어렵기에

23) 샘플 수가 적은 저작권을 제외한 영업권, 산업재산권, 개발비, 소프트웨어만을 분석 대상으로 하였다.

이러한 항목들에 대해서도 동일한 분석을 진행하여 결과를 살펴보았다. 다만 이들 모든 결과를 본문에서 제시하기보다는 분석에 주요 초점인 기술이 고용에 미치는 영향을 살펴보기 위해 관련 변수들의 계수(coefficient)들만을 정리하였는데, 이에 대한 결과가 〈표 4-26〉이다.[24]

기술에 따른 고용 효과를 보면 계수 값의 정도 차이는 있으나 무형자산 내의 개별 항목들과 연구개발비 항목들에 대해서도 대체적으로 유의한 양(+)의 값이 추정되었다. 즉, 산업별로 차이를 보이지만 재무 항목을 통해 살펴본 기술진보는 고용에 긍정적인 영향을 주는 것으로 추론할 수 있다. 앞서 무형자산 총액을 활용한 산업 및 기업 규모별 분석 결과를 동일하게 계수만을 정리한 표를 보면, 마찬가지로 기술이 산업 및 기업 규모별로 차이를 보였으나 전반적으로 고용 증가에 영향을 주는 모습을 확인할 수 있다. 이는 앞 장에서 살펴본 기술이 일자리에 미치는 긍정적인 효과가 부정적인 효과에 비해 상대적으로 크다는 것을 의미한다. 이는 기술의 노동 대체효과보다는 생산성 증가나 일자리에 대한 보완적인 기능이 클 수 있음을 의미한다.

〈표 4-26〉 산업별 무형자산 개별 항목 및 연구개발비가 고용에 미치는 효과

모형	산업 (KSIC)	무형자산				판관비 내 개발비		
		영업권	산업 재산권	개발비	소프트 웨어	연구비	경상 개발비	경상연구 개발비
(1)	Total	0.020***	0.020***	0.014***	0.048***	-0.001	0.038***	0.031***
(2)	Manuf	0.009	0.023***	0.013***	0.038***	0.004	0.042***	0.022***
(3)	F	-0.026	0.033**	0.024	0.015	0.025	0.039	0.025
(4)	D&E	0.039	0.076**	0.007	0.007	0.021	0.015	0.025
(5)	Service	0.033***	0.013	0.015*	0.069***	-0.013	0.040**	0.058***

주: 1) Standard errors in parentheses. * p 〈 0.1, ** p 〈 0.05, *** p 〈 0.01
2) 마찬가지로 다른 재무 변수들은 통제되었고, 무형자산 및 연구개발 관련 각 변수들은 로그 변환하여 추정

24) 구체적인 표의 결과는 부록을 참고하기 바란다.

〈표 4-27〉 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)이 고용에 미치는 효과

모형	산업(KSIC)	coef	coef_LF	coef_MF	coef_SF
(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) 마찬가지로 다른 재무 변수들은 통제되었고, 무형자산은 로그 변환하여 추정

제 2 절 사업보고서로 살펴본 기술진보와 고용

무형자산과 연구개발비 재무 데이터를 통해 살펴본 기술의 고용 효과는 긍정적이었다. 산업별 기술진보에 대한 고용 효과는 산업을 구성하는 기업들의 특징 차이에 따라 그 정도 차이를 나타냈으나 재무 변수를 통해 살펴본 기술의 효과는 전반적으로 긍정적이었다. 기술의 발전에 따른 생산성의 향상과 함께 관련 고용이 보완적으로 이루어질 수 있으며, 무형자산이나 연구개발은 기업의 미래 수익과 연관된다는 점에서 고용에 긍정적인 효과를 가져다줄 수 있다.

그렇다면 모든 기술의 발전이 고용을 증가시키는가? 다시 말해 모든 기술의 발전이 고용에 동일한 방향으로 영향을 미칠까? 과거 기계(machine)를 활용한 산업혁명 시대부터 최근 인공지능 발전까지 기술의 진보는 업무를 변화시키고 이를 통해 일자리를 감소시킬 것이라는 논쟁은 현재까지도 계속 진행 중이다. 특히 최

근 생성형 인공지능의 등장은 이전의 로봇이나 기계 중심의 기술진보와는 다르게 창조적인 능력을 요구하는 전문직 일자리까지 빠르게 대체할 수 있을 것이라는 예측도 빈번히 제기되고 있다.

이처럼 모든 기술의 진보가 같은 특징을 지니는 것은 아니다. 시기별로 특정 기술은 발전하고 다른 새로운 기술이 나타나는 등 기술 역시 다양성을 가지고 있다. 그러한 측면에서 무형자산과 연구개발이라는 재무 변수를 통한 기술의 측정과 활용에서 이들 변수들은 독점적인 권리와 기술 개발이라는 제한적인 정보(limited information)만을 포함하고 있을 수 있다. 동시에 무형자산이나 R&D가 전체 산업에서 몇 개의 상위 기업들이 차지하는 비중이 상당히 높을 수 있어 다른 기업들과 기술진보를 비교하기 쉽지 않다는 한계도 존재한다.

이러한 측면을 고려할 때 재무 변수에서는 확인하기 다소 어려운 기술의 이질성(heterogeneity)에 대한 정보도 확인할 필요가 있다. 기술의 특징이 다르다면 고용에 대한 효과 역시 다를 수 있다. 이에 재무 데이터를 통한 분석에 더해 정량적인 데이터에서는 확인하기 어려운 기업의 사업보고서 내용에 기반하여 기술을 추정하고 이를 통해 이질적인 기술진보의 고용 효과에 대해 탐색해보고자 한다.

1. 사업보고서 설명 및 기술의 측정

일정 조건에 해당하는 기업들[25]은 정기적으로 공시해야 하는 보고서가 있다. 정

25) 정기보고서 제출 대상 법인은 다음과 같다.
(출처: https://dart.fss.or.kr/info/main.do?menu=210)(접속일자: 2024. 11. 25.)
- 주권상장법인
- 주권 외의 지분증권, 무보증사채권, 전환사채권·신주인수권부사채권, 이익참가부사채권 또는 교환사채권, 신주인수권이 표시된 것, 증권예탁증권, 파생결합증권을 증권시장에 상장한 발행인
- 주권 및 주권 외의 상기 증권을 모집 또는 매출한 적이 있는 발행인*(상장이 폐지된 발행인 포함)
  * 모집, 매출 등 여타의 사업보고서 제출 대상에 해당하지 않는 소액공모법인의 경우 정기보고서 제출 의무가 없음
- 외부감사대상 법인으로서 증권(주권 및 상기 증권)별로 그 증권의 소유자 수가 500

기공시는 기업에 일정 기간 동안 있었던 사업 내용이나 재무 상황, 경영실적 등 기업 전반에 대한 다양한 사항들을 기록하여 정기적으로 공시하는 것을 의미하며, 사업보고서의 제출 대상 법인은 사업연도 경과 후 일정 기간 이내에 회사의 사업 내용 등을 기재한 사업보고서, 반기보고서, 분기보고서를 제출해야 한다.

기업의 사업보고서에는 다양한 정보를 기록해야 하며, 이를 통해 기업의 사업 내용이나 업무에 대한 파악이 가능하다. 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 필요하며 투자자들이 쉽게 이해할 수 있도록 쉬운 용어로 작성하게끔 권고되고 있다.[26)]

정기공시의 안내에도 언급되어 있듯이 사업보고서 작성에는 많은 시간과 노력이 요구된다. 즉, 사업보고서의 내용은 전문적이고 객관적인 정보를 포함하고 있을 가능성이 높다. 공시서류의 작성 부담 완화를 위해 분기 및 반기 보고서는 사업연도 중 변동 가능성이 적거나 다른 공시서류 등에서 확인이 가능한 항목 등은 생략할 수 있다.

본 연구에서 활용하는 데이터의 주기와 분기 및 반기 보고서의 내용 일부 생략 가능성 등을 이유로 분석 대상으로는 개별 기업의 연간 사업보고서를 활용하였다. 사업보고서의 수집은 금융감독원에서 운영 중인 전자공시시스템(DART)[27)]에서 OpenAPI를 활용하여 법인등록번호를 확인할 수 있는 '기업개황'과 '공시서류원본파일'을 이용하여 기업 관련 정보와 공시된 사업보고서의 원본 파일을 확보하였다. 이렇게 확보된 사업보고서를 ValueSearch에서 확인 가능한 법인등록번호로 연결하여 재무 정보와 사업보고서 내용을 통합하였다. 발표된 사업보고서는 보통 전년도의 정보를 담고 있기에 재무 변수와 시기도 동일화하였다.

인 이상인 발행인

26) https://dart.fss.or.kr/info/main.do?menu=210

27) https://dart.fss.or.kr/main.do

사업보고서의 구성을 보면 분석에서는 '사업의 내용'만을 주로 파악하는 것도 방법이지만 일부 보고서들의 정제(cleansing) 작업의 어려움, 전체 문서에서 다른 작성 부분의 정보도 기술의 특징이 확인될 수 있다는 측면에서 전체 보고서 내용을 대상으로 분석을 진행하였다. 기본적으로 전체 보고서의 키워드 대비 기술 관련 단어들의 비중을 계산하여 수치화된 비중을 기술의 수준으로 판단하였다. 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 기대하였다. 사업보고서의 형식이 어느 정도 정형화되어 있지만 작성 분량은 기업마다 차이를 보일 수 있기 때문에 단순히 키워드의 빈도수(frequency)가 아닌 전체 보고서 대비 기술 관련 키워드의 비중을 살펴볼 필요가 있다.

하지만 공통적으로 반복되거나 불필요한 정보는 사업보고서에서 제거할 필요가 있기에 분석에 앞서 전처리(pre-processing)를 진행하였다. 정규 표현식(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 구축하였다.

사업보고서 내의 기술 관련 키워드들은 다양한 측면에서 검토할 수 있는데, 기술 관련 연구 주제나 시대적 흐름 등을 고려하여 다음과 같은 세 가지 키워드 기반 기술을 구축하였다.

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)

먼저 기술과 관련하여 전통적으로 많이 연구되는 주제가 연구개발(R&D)과 특허(patent)이다. 기술의 진보와 관련해서 많은 연구자들이 연구개발비의 투자나 특허의 효과를 관측하였는데, 전통적인 기술로서 관련 키워드 비중을 tech-words

1로 설정하였다. 연구개발 키워드의 비중은 '연구개발', '연구', '개발'의 각 키워드 비중을 합하였고, '특허'뿐만 아니라 '라이선스'[28]의 비중도 합하여 전체적인 tech-words 1의 비중을 산출하였다. 독점적 권리와 연구개발이라는 측면에서 관련 기술은 앞서 재무 데이터를 활용한 기술 추정과 유사하다.

다음으로 일반적인 기술의 모습을 나타내는 키워드로 '기술, 로봇, 자동화, 정보기술(IT)'을 그룹화하여 보편적 기술 수준을 검토하는 tech-words 2를 설정하였다. 전통적인 자본의 요소인 기계의 특징과 연관성이 높은 로봇, 자동화, 기술이라는 키워드와 함께 분석 기간이 IT 관련 이슈가 많이 나타났던 2000년 이후라는 측면도 반영하였다.

마지막으로는 최근 신기술과 연관성이 높은 인공지능 관련 키워드들을 그룹화한 tech-words 3이다. 인공지능[29]을 비롯해 연관성이 높은 단어인 머신러닝, 딥러닝, 빅데이터라는 키워드와 함께 이들이 활용되는 분야의 키워드들인 모빌리티, 스마트홈, 메타버스, 헬스케어, 푸드테크, 자율주행을 신기술과 관련된 키워드로 추가하였다.

이렇게 기술의 이질성(heterogeneity)을 세 가지로 구분하여 기술의 특징을 살펴보고, 이들이 고용에 미치는 영향과 차이를 분석하였다.

2. 추정된 기술의 특징

먼저 분석에 앞서 확보된 키워드 기반 기술들이 분석 기간 중 어떠한 특징을 지니고 있는지 살펴보자. 먼저 연구개발과 특허 키워드 기반 기술인 tech-words 1의 경우 다른 그룹에 비해 평균 비율(0.453)이 상대적으로 높은 것을 알 수 있다. 산업별로 보면 관련 수치는 제조업에서 상대적으로 높았고, 서비스업은 tech-words 1의 비율이 상대적으로 낮았다. 이는 연구개발비로 살펴본 재무 데이터의

28) 일부 보고서에서 '라이센스'로 표시된 키워드는 '라이선스'에 포함시켰다.

29) '인공지능'과 'AI'는 하나로 통합했으며, 마찬가지로 tech-words 2의 '정보기술'과 'IT' 역시 하나로 통합하였다.

내용과도 유사하다. 전기가스수도업(D&E), 건설업(F)도 서비스업보다 높은 수준을 나타냈다.

다음으로 tech-words 2로 측정한 기술 수준(0.184)이 높게 나타났는데, 이 역시 제조업, 전기가스수도업(D&E), 건설업(F), 서비스업 수준으로 높게 나타났다. 하지만 인공지능에 기반한 기술을 나타내는 tech-words 3은 상대적으로 사업보고서 내 비중은 낮으나 서비스업이 제조업의 3배 정도로 높게 나타나 이전 기술 그룹의 산업별 특징과는 차이를 나타냈다.

〈표 4-28〉 산업별 사업보고서 키워드 기반 기술 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

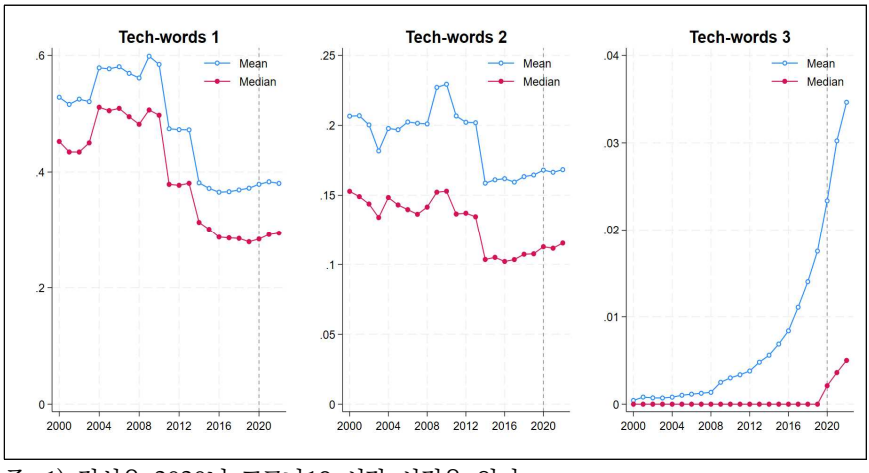
주: 농림어업(A)은 제외

앞서 언급한 것처럼 기술들의 특징과 모습은 시기에 따라 변화할 수 있다. 시계열 추이로 살펴본 기술의 모습은 [그림 4-5]와 같다.

먼저 tech-words 1의 경우 분석 기간 초기에는 어느 정도 상승하다가 글로벌 금융위기 이후에 몇 년 동안 관련 키워드들의 비중이 감소하고 최근에는 약간 상승하는 모습이 확인된다. tech-words 2의 경우도 정도의 차이는 있으나 tech-words 1과 비슷한 기간 동안 상승 및 감소세를 나타냈고, 다만 2014년을 기점으로 이후에는 관련 키워드들의 비중이 상승하는 모습을 나타내고 있다. 이들 기술과 달리 tech-words 3의 경우 분석 기간 동안 급상승하는 모습을 나타냈는데 인공지능에 대한 관심이 급증했던 2016년 이후 사업보고서 내의 관련 키워드의 비중도 급증하는 모습을 볼 수 있다.

[그림 4-5] 사업보고서 키워드 기반 기술의 추이

(단위: %)



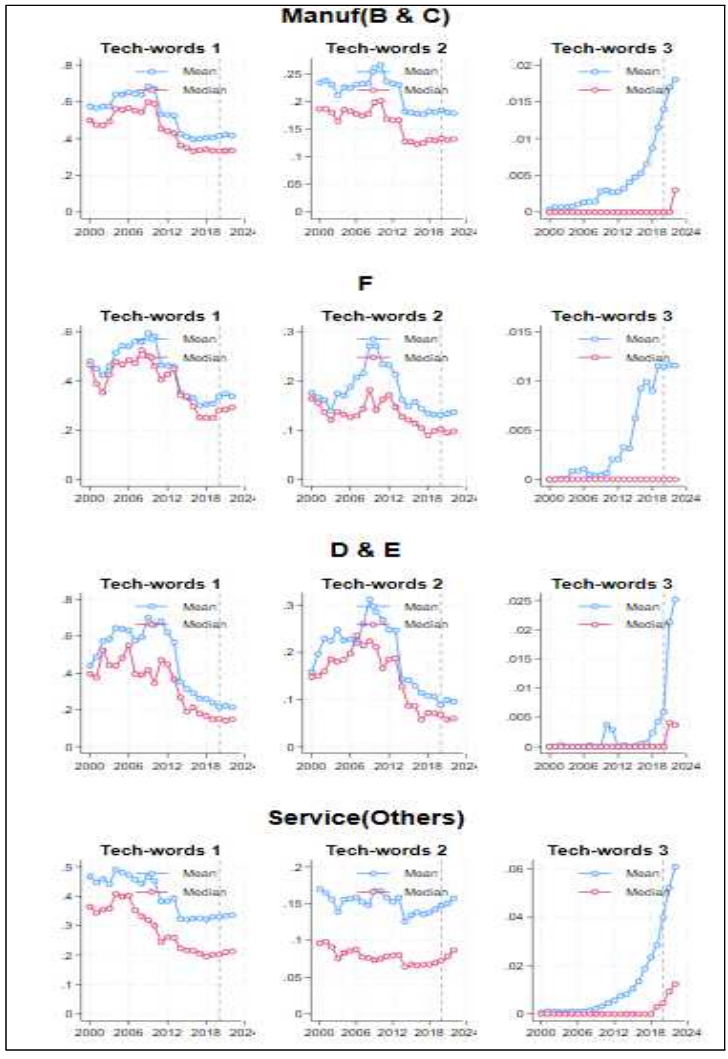
주: 1) 점선은 2020년 코로나19 시작 시점을 의미
2) 대푯값의 특징 차이를 검토하기 위해 평균과 중앙값을 함께 제시함

산업별 기술 추이를 살펴보면 전기가스수도업(D&E)에서 tech-words 1 비중의 감소 폭이 상대적으로 다른 산업에 비해 컸으며, 최근까지도 하향 추세를 보이고 있다. 최근 추이에서는 건설업(F)이 상대적으로 증가하는 모습이 나타난다. tech-

words 2의 경우 서비스업과 다른 산업들과의 특징 차이가 상대적으로 명확한데, 제조업은 일정 기간 상승 후 감소하다가 보합세를 보이는 반면 서비스업은 기간 중 분석 기간 초기에는 대체로 안정적인 흐름을 유지하다가 오히려 최근에 빠르

[그림 4-6] 산업별 사업보고서 키워드 기반 기술의 추이

(단위: %)



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

게 증가하는 모습을 나타내고 있다. 건설업(F)과 전기가스수도업(D&E)은 급격한 증가 이후 감소하는 모습이 비슷하게 나타난다. 다른 산업들과 달리 서비스업은 tech-words 1과 tech-words 2의 패턴 변화가 명확히 차이를 나타내고 있다. tech-words 3의 경우는 모든 산업에서 대체로 분석 기간 중후반부터 관련 키워드의 비중이 급증하는 것으로 나타나 대부분의 산업에서 인공지능 기술의 반영이나 활용이 빠르게 확산되고 있음을 알 수 있다.

3. 기업 규모별 사업보고서 기반 기술의 기초 통계

재무 데이터 분석과 마찬가지로 이러한 기술의 도입과 활용에는 기업 규모에 따라 차이가 나타날 수 있다. 이에 기업 규모별 각 기술 수준의 차이를 비교해 본다. 앞서 그림에서 tech-words 3의 경우 중앙값 기준으로는 사실상 값이 0이라는 측면에서 평균값을 비교해 보았다.

먼저 전 산업(Total)에서 사업보고서 tech-words 1의 비중은 기업 규모가 작을수록 높게 나타났다. 중소기업이 0.521%인 반면에 대기업은 0.319%를 나타내 차이를 보였다. tech-words 2도 마찬가지여서 중소기업에서 상대적으로 관련 키워드의 비중이 높았다. tech-words 3도 중소기업이 0.017%로 높았으나 그다음으로는 대기업, 중견기업 순으로 확인되어 이전과는 차이를 보였다. 전체적으로 중소기업의 사업보고서가 대기업보다 기술 관련 키워드 비중이 높다는 사실은 주목할 만하다.

산업별로 살펴보면 일부 특징에서 차이를 보이는데, 먼저 제조업은 tech-words 1에서 대기업과 중견기업의 수준은 거의 비슷한 반면, 중소기업은 상대적으로 높았다. tech-words 2 역시 중소기업이 대기업, 중견기업보다 높았으며, tech-words 3은 중견기업이 상대적으로 낮은 특징을 나타냈다.

건설업(F)은 모든 키워드 기반 기술들이 중소기업보다 오히려 대기업에서 높아 제조업과 대조를 보였다. 전기가스수도업(D&E)의 tech-words 1과 tech-words 2가 중견기업에서 가장 높았고, 마지막으로 서비스업은 기업의 규모가 작을수록,

즉 중소기업일수록 키워드 기반 기술들의 비중이 높아지는 모습을 나타냈다.

이처럼 산업 및 기업 규모에 따라 키워드의 속성으로 살펴본 특징들이 차이를 보이는 것을 알 수 있으며, 이는 산업 및 기업의 특징에 따라 중요시하는 기술의 정보가 다를 수 있음을 의미한다.

〈표 4-29〉 산업 및 기업 규모별 사업보고서 키워드 기반 기술 특징: 평균

(단위: %)

산업		대기업(LF)	중견기업(MF)	중소기업((SF)	전체
Manuf(B&C)					
	Tech-words 1	0.476	0.475	0.539	0.502
	Tech-words 2	0.197	0.176	0.247	0.207
	Tech-words 3	0.008	0.005	0.008	0.006
F					
	Tech-words 1	0.520	0.404	0.384	0.432
	Tech-words 2	0.227	0.157	0.168	0.178
	Tech-words 3	0.011	0.002	0.003	0.004
D&E					
	Tech-words 1	0.213	0.334	0.244	0.275
	Tech-words 2	0.071	0.139	0.134	0.11
	Tech-words 3	0.009	0.001	0	0.004
Service(Others)					
	Tech-words 1	0.227	0.389	0.499	0.382
	Tech-words 2	0.080	0.134	0.218	0.149
	Tech-words 3	0.009	0.010	0.031	0.017
Total					
	Tech-words 1	0.319	0.445	0.521	0.451
	Tech-words 2	0.124	0.162	0.235	0.183
	Tech-words 3	0.009	0.006	0.017	0.010

주: 1) 농림어업(A) 제외
2) 기업 규모에서 전기수도가스 및 서비스업은 샘플 수가 감소(기업 규모 변수의 결측치 존재)하면서 이전 표에서 구한 평균과 일부 차이가 존재하며 전체 평균값에서도 약간 변화가 발생

이러한 키워드 기반 기술들의 추이를 기업 규모별로 살펴보면 일부 차이를 확인할 수 있다. tech-words 1의 경우 모든 기업 형태가 일정 기간 상승 후 하락하는 모습을 보였는데, 최근 추이에서는 중소기업이 반등하여 약간 상승하는 모습을 보이는 반면, 중견기업은 지속적으로 하락하는 모습이 관측된다. 중소기업의 비중은 코로나19 이후 다시 감소하는 모습이 보인다. 대기업은 크게 반등하는 모습이 나타나지 않았다.

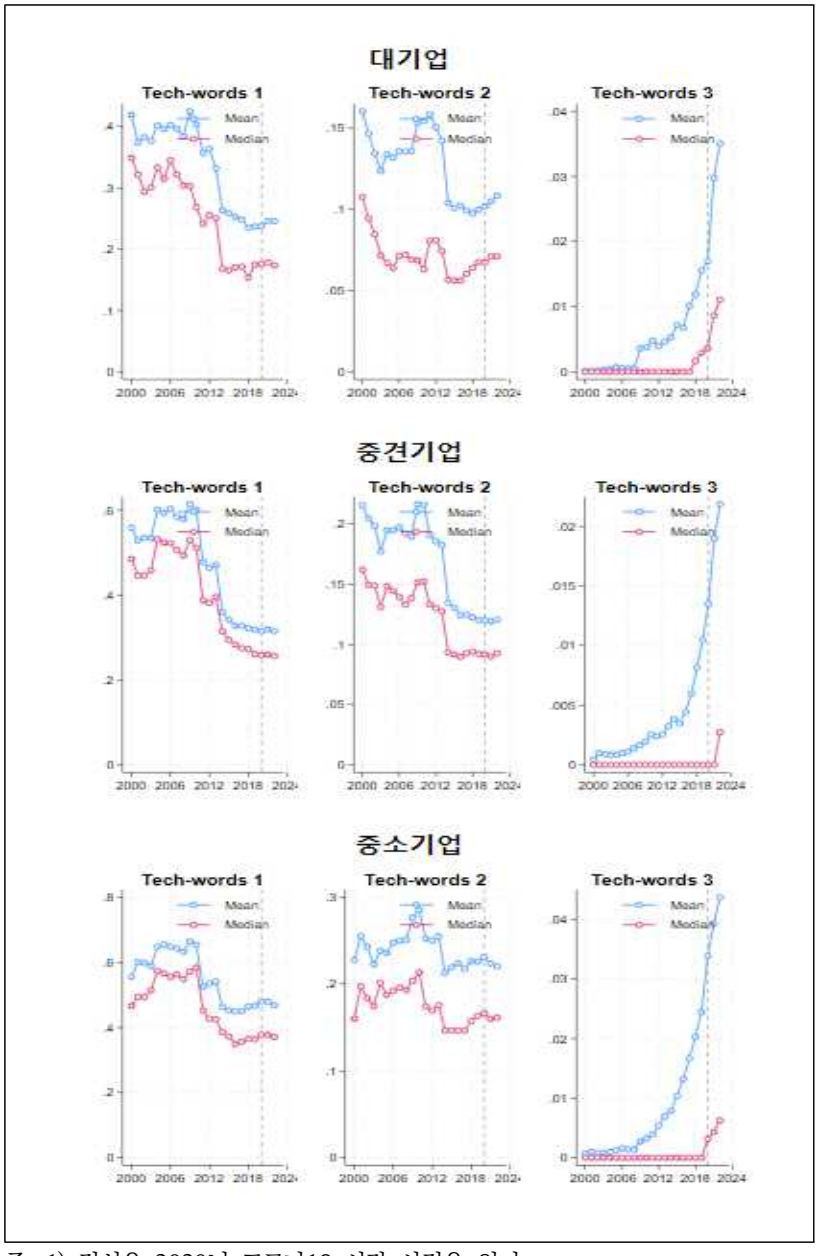
tech-words 2에서 대기업은 감소 이후 최근 들어 주목할 만한 상승 추세를 나타내는 반면, 중견기업은 하락 이후 비슷한 수준에서 관련 키워드들이 나타나는 것을 알 수 있다. 중소기업은 tech-words 1과 비슷하게 최근 상승하다가 코로나19 이후 감소하는 모습이 확인된다.

tech-words 3은 기업 규모에 상관없이 빠르게 증가하고 있으며 그 속도는 최근 가속화하고 있다. 이는 모든 기업들에서 관련 기술에 대한 적용이나 활용 움직임이 빨라지고 있음을 의미한다.

최근 추이를 보면 대기업은 일반적 기술로 정의한 tech-words 2의 상승세가 눈에 띄는 반면, 중소기업은 연구개발이나 특허 관련 tech-words 1이 이러한 모습을 보인다. 대기업과 달리 중소기업은 팬데믹 기간에 이러한 기술의 비중이 다소 감소하는 패턴으로 전환되어 중소기업 기술에 대한 팬데믹 충격이 더 컸을 것으로 예상된다. 중견기업은 앞서 두 가지 기술에 있어 상승하는 모습을 보이지는 않아, 기업 규모에 따라 이러한 기술들의 이질적인 모습을 확인할 수 있었다. tech-words 3의 인공지능 관련 기술은 기업 규모에 상관없이 사업 내용에 등장하여 범용적인 측면에서 다른 기술과 차이를 나타낸다고 할 수 있다.

[그림 4-7] 기업 규모별 사업보고서 키워드 기반 기술의 추이

(단위: %)



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

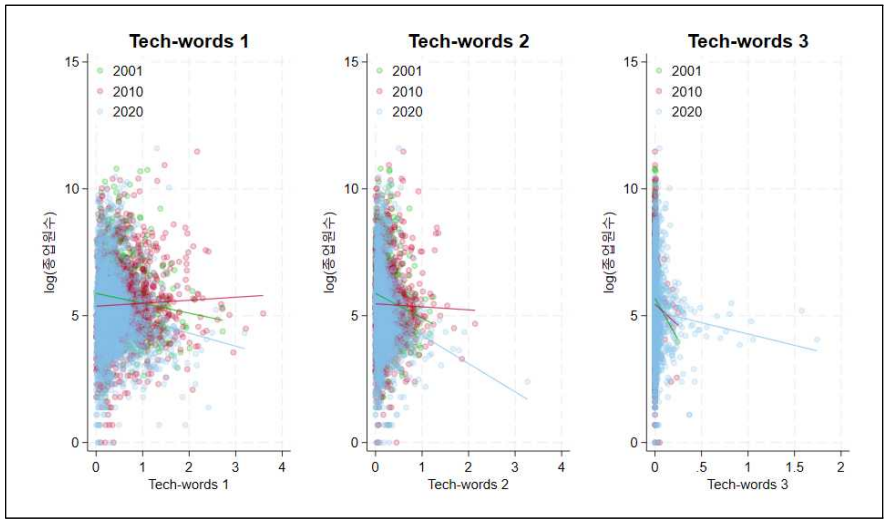
4. 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용의 상관성(산포도)

기술 관련 재무 데이터에서 살펴본 것처럼 사업보고서의 키워드 기반 기술을 활용하여 고용에 대한 영향을 분석할 수 있다. 마찬가지로 분석 이전에 기술과 고용의 산포도(scattergram)를 작성하여 양 변수들 사이의 상관성을 사전적으로 검토하고자 한다. 마찬가지로 10년 단위인 2001년, 2010년, 2020년에 대해 산포도를 그려보았다.

전체적으로 키워드 기반 기술들은 다수가 0에 가까운 값을 가지고 있어서 점(point)들이 y축에 가깝게 붙어 분포하는 것을 볼 수 있다. tech-words 1의 경우 y축, 즉 종업원 수의 분포는 연도가 지나도 크게 변하지 않았지만 x축, 즉 기술 비율에서는 감소하여 좀 더 밀집한 모습을 볼 수 있다. tech-words 2도 비율의 정도 차이는 있으나 이러한 연도 변화가 비슷하게 나타났다. tech-words 3의 경우 2016년부터 관련 키워드의 등장이 기하급수적으로 늘었던 측면을 고려할 때 2020년의 분포가 폭이나 높이에서 넓은 것을 알 수 있다. 재무 데이터 기반 기술과는 달리 다소 밀집된 산포도의 모습으로 인해 명확한 상관성의 특징을 파악하기 어려운 측면이 있다. 이에 각 산포도 위에 단순하게 기술과 고용의 선형회귀 예측값(linear regression prediction)을 추가해서 그려보았다.

tech-words 1을 보면 2010년에는 양(+)을 기울기를 나타냈으나, 2001년과 2020년에는 음(-)의 기울기를 나타내 시기에 따라 이들의 상관성 차이가 확인된다. tech-words 2와 tech-words 3은 기울기 크기에는 차이는 있으나 세 시점 모두에서 두 변수들 사이에 음(-)의 기울기가 관측되어 기술과 고용의 부정적인 연결성에 대해서도 예측해 볼 수 있다.

[그림 4-8] 연도별 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용 간의 산포도



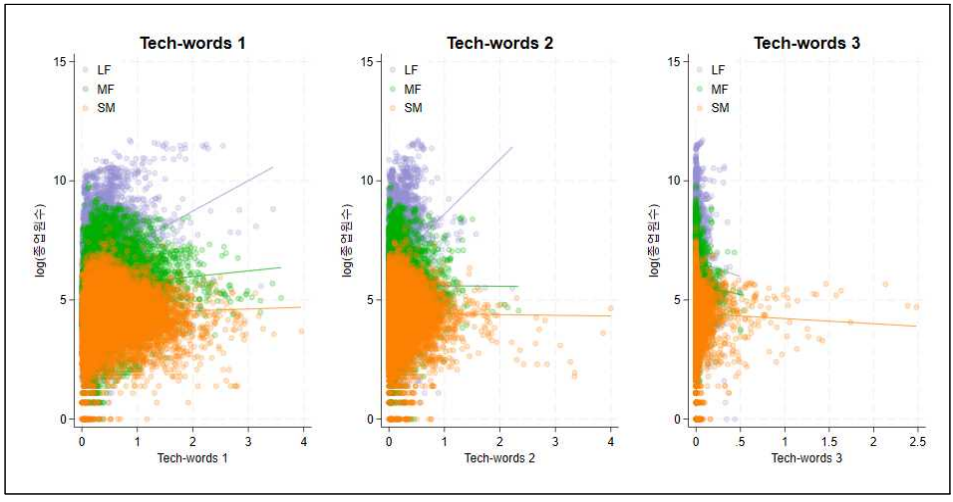
주: y축인 종업원 수는 로그 변환되었으며, 사업보고서 기반 기술들은 비율(%) 단위임

앞서 키워드 기반 기술에 대한 기초 통계에서 살펴보았듯이 노동과의 상관성도 기업 규모별로 차이를 나타낼 가능성이 있다. 이를 살펴보면 먼저 tech-words 1의 경우 대기업, 중견기업, 중소기업의 분포 위치가 차이를 나타내는 것을 알 수 있다. 기업 규모가 커질수록 종업원 수도 크기 때문에 고용 분포가 y축 방향으로 높아지는 것을 알 수 있다. tech-words 2와 tech-words 3 역시 마찬가지이다. 마찬가지로 기업 규모별 선형 예측값을 산포도 위에 중복해서 그려본 결과, tech-words 1의 경우 대기업은 큰 폭의 양(+)의 기울기를 나타낸 반면, 중견기업과 중소기업은 그 기울기가 약간 상승하는 모습이었다. tech-words 2 역시 대기업에서 고용과 높은 양(+)의 상관성을 나타내는 것처럼 보이나, 중견기업과 중소기업은 오히려 약간 음(-)의 기울기를 나타내는 것처럼 확인된다. tech-words 3은 반대로 기업 규모와 상관없이 음(-)의 기울기를 나타내었다. 고용과의 선형 관계에 있어 기술의 특징에 따라 상관성의 차이가 관측되고 기업 규모에 따라 상관성의 강도가 달라지는 것도 관측된다.

이처럼 기술의 이질적인 특징에 따라 고용 효과의 차이가 발생할 수 있을 것으

로 예상되며, 앞서 재무 데이터와 같이 동일한 구조의 분석을 진행하였다.

[그림 4-9] 기업 규모별 사업보고서 키워드 기반 기술과 고용 간의 산포도



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

5. 사업보고서를 통해 추정된 기술의 고용 효과 분석

키워드 기반 기술의 고용 효과 분석 모형은 이전에 무형자산 및 연구개발비를 기술 변수로 활용한 분석 구조와 동일하다. 패널 고정효과 모형에서 동일한 독립변수와 함께 기술 변수 $T_{i,j,t}$가 벡터 변수로 변환되어 투입된다는 차이만 존재한다. 기술의 직접적인 특징 비교를 위해 세 가지 키워드 기반 기술들을 동시에 추가하여 분석하였다. 마찬가지로 단위 기업 자체의 시계열적 상관성을 고려하여 오차항(cluster-robust standard errors)을 추정하였다.

키워드 기반 기술-고용 분석 모델과 관련 변수들은 다음과 같다.

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

i: 산업, j: 기업, t: 시간

$y_{i,j,t}$: 고용(종업원 수)(로그)

$X_{i,j,t}$: 기업 재무 변수의 로그 또는 비율 벡터

D_t: 코로나 충격을 고려하기 위한 COVID-19 더미(2020년 이후)

$T_{i,j,t}$: 기술 벡터 $T_{i,j,t} = [techwords1, techwords2, techwords3]'$

기술 관련 재무 데이터 분석과 마찬가지로 서비스업 전체에 대한 분석을 먼저 진행한 후, 서비스업 내 개별 산업들에 대한 분석을 추가하였다. 동시에 기업 규모별 차이를 고려한 분석을 통해 이러한 기술들이 고용에 어떠한 효과 차이를 나타내는지 검토하였다.

먼저 기업 규모 구분 없이 기술이 고용에 미치는 영향을 분석한 결과는 다음과 같다. 전 산업에서 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 가져다주는 것으로 나타났다. 제조업과 건설업(F)은 자산 규모 증가가 고용에 긍정적인 영향을 주었다.

가장 관심인 기술진보(추정된 기술 변수의 증가)가 고용에 미치는 효과를 살펴보면 기술별로 고용 효과 차이를 나타내는 것으로 확인된다.

전 산업에서 연구개발 및 특허 관련 tech-words 1은 고용을 증가시키고, tech-words 2와 tech-words 3은 고용을 감소시키는 것으로 나타났다. 다만 tech-words 2는 다른 기술들에 비해 계수가 작았으며 동시에 p-value 10% 수준에서 유의하게 나타나지 않았다. 고용에 대한 효과는 인공지능 관련 tech-words 3의 고용 감소 효과가 tech-words 1 기술의 고용 증가에 비해 상대적으로 상당히 큰 값으로 나타났다.

산업별로 검토하면 이러한 기술의 고용 증가 효과가 더욱 명확하게 확인된다. 제조업의 경우 기술의 고용 효과에 있어 tech-words 1은 (+), tech-words 2는 (-), tech-words 3은 (-)로 명확하게 나타나는데 이 중 연구개발 및 특허 기술진보로 인한 고용 증가 효과가 인공지능 기술진보에 따른 고용 감소보다 작게 나타났다.

건설업(F)의 경우 방향성은 동일하나 tech-words 3의 고용 감소 효과가 크게 확인되었고, 전기가스수도업(D&E)은 기술에 의한 고용 효과가 유의하게 나타나

지 않았다. 서비스업은 tech-words 1이 유의하게 고용을 증가시키는 것으로 나타났고, tech-words 3에 의한 고용 감소는 유의하지 않았다.

〈표 4-30〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

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

기업 규모 차이에 따른 기술진보의 고용 효과를 살펴보면 먼저 대기업의 경우 전 산업을 분석했을 때와 방향성은 동일했으나 유의한 결과가 나타나지는 않았다.

산업별로는 제조업에서 tech-words 1의 고용 증가(0.113%)와 건설업(F)에서 tech-words 3의 고용 감소(-2.018%) 효과만이 유의하게 확인되었다.

중견기업의 경우는 전체적으로 tech-words 1의 고용 증가 효과가 유의하게 나타났으며 산업별로 살펴보았을 때 이는 서비스업에서의 유의미한 고용 증가에 의한 것임을 알 수 있다. tech-words 2와 tech-words 3의 고용 효과는 유의하지 않았다.

〈표 4-31〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 대기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: LF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	-0.009	0.126	0.867***	-0.122	-0.088
	(0.079)	(0.118)	(0.233)	(0.259)	(0.094)
부채비율	0.000	0.000	0.000	0.001**	-0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.202***	0.099	-0.404**	0.231**	0.285***
	(0.072)	(0.134)	(0.159)	(0.099)	(0.092)
(로그) 매출총이익	0.002	0.005	-0.064	-0.033	0.055
	(0.032)	(0.042)	(0.067)	(0.074)	(0.065)
(로그) 매출액	0.411***	0.297***	0.188*	0.219	0.440***
	(0.053)	(0.071)	(0.100)	(0.163)	(0.078)
COVID-19 더미	-0.147***	-0.129***	0.114	0.012	-0.201***
	(0.032)	(0.036)	(0.120)	(0.161)	(0.058)
Tech-words 1	0.006	0.113*	-0.189	-0.345	-0.038
	(0.060)	(0.067)	(0.221)	(0.360)	(0.098)
Tech-words 2	-0.015	-0.159	0.063	1.226	0.249
	(0.150)	(0.203)	(0.251)	(1.080)	(0.291)
Tech-words 3	-0.064	0.250	-2.018*	6.242	-0.538
	(0.416)	(0.494)	(0.982)	(3.704)	(0.777)
Constant	-9.536***	-7.429***	-9.698***	-2.422	-11.626***
	(0.869)	(1.224)	(1.848)	(4.499)	(1.322)
Adjusted R^2	0.470	0.432	0.530	0.389	0.536
Observations	4733	2155	371	179	2028

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

〈표 4-32〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 중견기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: MF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	-0.083*	-0.015	0.330	-0.473**	-0.082
	(0.046)	(0.062)	(0.204)	(0.201)	(0.067)
부채비율	-0.000	-0.000	-0.000	0.001*	-0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.226***	0.134***	-0.129	0.910**	0.279***
	(0.037)	(0.047)	(0.203)	(0.315)	(0.047)
(로그) 매출총이익	0.015	-0.004	0.080***	0.169	0.044
	(0.017)	(0.017)	(0.026)	(0.286)	(0.035)
(로그) 매출액	0.393***	0.365***	0.319***	0.212	0.400***
	(0.044)	(0.058)	(0.044)	(0.192)	(0.066)
COVID-19 더미	-0.118***	-0.108***	-0.115*	-0.187*	-0.114***
	(0.014)	(0.015)	(0.063)	(0.090)	(0.034)
Tech-words 1	0.125***	0.056	0.109	0.856	0.239***
	(0.037)	(0.038)	(0.268)	(0.671)	(0.080)
Tech-words 2	0.012	0.015	-0.110	-1.078	-0.071
	(0.076)	(0.084)	(0.367)	(1.384)	(0.171)
Tech-words 3	0.010	-0.335	4.504	-17.197	0.227
	(0.296)	(0.494)	(2.846)	(12.087)	(0.366)
Constant	-8.310***	-6.564***	-9.800***	-15.212***	-10.571***
	(0.525)	(0.499)	(1.108)	(3.260)	(0.910)
Adjusted R^2	0.439	0.388	0.654	0.753	0.482
Observations	16271	11064	741	233	4233

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

대기업 및 중견기업과 달리 중소기업의 기술진보가 고용에 미치는 영향은 상당히 명확하게 나타났다. 전체의 경우 유의하게 tech-words 1이 고용 증가(0.372%)를, tech-words 2가 고용 감소(-0.116%)를, tech-words 3도 고용 감소(-0.797%) 효과를 나타냈다. 특히 효과의 정도(계수의 크기)에도 주목할 필요가 있는데, 대기업이나 중견기업의 효과와 비교해 이들의 효과가 상당히 크다는 것을

알 수 있다. 이전 결과에서 공통적으로 나타나는 고용 증가의 강력한 요소인 매출액 증가 효과와 비교했을 때 이들 기술진보가 중소기업의 고용에 미치는 영향은 상당하다. 이는 중소기업의 경우 기술진보로 인한 고용 효과에 영향을 주는 경로(channel)가 대기업이나 중견기업에 비해 더욱 강력하다는 것을 의미한다.

산업별로 살펴보면 제조업에서 이러한 세 가지 기술진보의 효과가 모두 유의하게 나타났다. 연구개발 관련 tech-words 1의 고용 증가 효과가 상대적으로 약간 감소한 반면 로봇, 자동화 등의 tech-words 2의 고용 감소는 증가하였고, 인공지능 관련 tech-words 3의 고용 감소 효과는 큰 폭으로 증가하여 tech-words 2와 tech-words 3의 기술 충격의 효과가 제조업에서 상대적으로 크게 작용하는 것을 알 수 있다.

건설업(F)의 경우 tech-words 1의 고용 증가 효과가 제조업의 두 배가 될 정도로 크게 나타났고, 다른 기술진보 효과는 유의하게 나타나지 않았다. 전기가스수도업(D&E)은 tech-words 1과 tech-words 3의 고용 증가 효과가 유의하게 크게 나타났다. 특히 tech-words 3 기술진보에 따른 고용 효과가 상당히 크게 나타났는데, 인공지능 기술이 데이터 센터와 반도체 공장 등 전기와 수도를 상당히 많이 소진하는 영역이라는 점에서 다른 산업과 달리 관련 인력에 대한 고용 증가가 나타날 수 있다.

마지막으로 서비스업은 tech-words 1의 고용 증가 효과와 tech-words 3의 고용 감소 효과가 비슷한 수준으로 유의하게 영향을 주는 것으로 분석되었다.

다른 기업 규모와 다르게 중소기업이 이러한 기술진보에 상대적으로 크게 영향을 받는다는 사실은 대기업이나 중견기업에 비해 중소기업이 기술 충격에 대한 노동의 보완(complement)이나 대체(substitution)에 있어 상대적으로 적극적이라는 의미로도 해석될 수 있다.

〈표 4-33〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 고용에 미치는 영향: 중소기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: SF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.160***	0.197***	0.250	0.640*	0.099**
	(0.031)	(0.040)	(0.242)	(0.153)	(0.048)
부채비율	0.000***	-0.000	-0.000	-0.000	0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.022	0.024	0.025	-0.198*	0.023
	(0.025)	(0.032)	(0.209)	(0.064)	(0.039)
(로그) 매출총이익	-0.007	-0.007	-0.085	0.072	-0.003
	(0.013)	(0.014)	(0.068)	(0.036)	(0.025)
(로그) 매출액	0.393***	0.382***	0.310*	0.088	0.395***
	(0.027)	(0.037)	(0.162)	(0.079)	(0.044)
COVID-19 더미	-0.124***	-0.129***	0.050	0.329*	-0.117***
	(0.016)	(0.020)	(0.093)	(0.105)	(0.031)
Tech-words 1	0.372***	0.360***	0.722***	3.860*	0.366***
	(0.047)	(0.059)	(0.115)	(0.935)	(0.078)
Tech-words 2	-0.116*	-0.223**	0.095	-0.117	0.104
	(0.070)	(0.092)	(0.301)	(0.368)	(0.120)
Tech-words 3	-0.797***	-2.138***	-6.707	48.142**	-0.341*
	(0.244)	(0.742)	(4.726)	(4.911)	(0.176)
Constant	-9.365***	-9.963***	-8.412**	-12.050**	-8.162***
	(0.530)	(0.632)	(3.853)	(1.774)	(0.991)
Adjusted R^2	0.331	0.368	0.376	0.795	0.288
Observations	13305	8801	223	39	4242

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

서비스업 내 세부 산업들에 대해 동일하게 분석한 결과는 다음과 같다. 서비스업 내 다수의 산업에서 tech-words 1의 고용 증가 효과가 유의하게 나타났다. 부동산업(L), 예술여가서비스업(R), 운수업(H)이 비교적 큰 폭의 고용 증가를 나타냈으며, 도소매숙박업(G&I)과 사업서비스업(M&N)에서도 작지 않은 고용 증가가 유의하게 나타났다. tech-words 2에서는 사업서비스업(M&N)과 예술여가서

비스업(R)의 두 산업에서 고용 감소 효과가 유의하게 확인됐다. 마지막으로 tech-words 3에서는 산업별로 부호의 방향이 달랐으며, 전체적으로 고용에 대한 효과가 유의하게 나타나지는 않았다.

앞서 살펴보았듯이 기업 규모에 따라 기술 충격의 고용 효과 정도와 유의성에서 큰 차이를 확인했는데, 서비스업 내 산업에서도 비슷한 모습이 관측되는지 기업 규모별 분석을 진행하였다.

〈표 4-34〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	0.041	0.125	0.179**	-0.198*	-0.508**	0.114	0.016	0.217
	(0.058)	(0.098)	(0.080)	(0.118)	(0.209)	(0.145)	(0.154)	(0.141)
부채비율	0.000**	0.000	0.000***	0.001	0.000	-0.000	0.000	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.101*	-0.003	0.003	0.517***	0.322**	0.198*	-0.064	-0.155*
	(0.056)	(0.064)	(0.036)	(0.118)	(0.136)	(0.106)	(0.096)	(0.091)
(로그) 매출총이익	0.087**	0.016	0.034	-0.042	-0.012	-0.054	-0.040	-0.129**
	(0.039)	(0.050)	(0.032)	(0.085)	(0.074)	(0.050)	(0.160)	(0.052)
(로그) 매출액	0.344***	0.223***	0.375***	0.487***	0.290**	0.425***	0.776***	0.627***
	(0.058)	(0.065)	(0.078)	(0.089)	(0.125)	(0.111)	(0.157)	(0.133)
COVID-19 더미	-0.206***	-0.178***	-0.089***	-0.164	0.026	-0.061	0.027	-0.071
	(0.044)	(0.052)	(0.033)	(0.131)	(0.150)	(0.055)	(0.140)	(0.056)
Tech-words 1	0.439***	0.542*	0.135**	0.081	1.001**	0.380***	-0.124	0.719**
	(0.115)	(0.313)	(0.053)	(0.105)	(0.389)	(0.132)	(0.196)	(0.337)
Tech-words 2	0.208	-0.082	0.135	0.375	0.242	-0.368**	-0.865	-1.069***
	(0.229)	(1.055)	(0.106)	(0.319)	(0.835)	(0.150)	(0.556)	(0.321)
Tech-words 3	-1.081	4.995	-0.155	0.378	-2.687	-0.372	0.483	-0.771
	(1.068)	(3.501)	(0.163)	(0.449)	(5.055)	(0.863)	(2.250)	(1.552)
Constant	-9.451***	-3.405*	-9.590***	-13.726***	2.150	-11.548***	-11.404***	-9.358***
	(1.077)	(1.941)	(0.823)	(2.210)	(2.882)	(2.014)	(2.233)	(2.659)
Adjusted R^2	0.327	0.339	0.415	0.650	0.448	0.481	0.740	0.443
Observations	3126	565	3773	1031	206	1212	186	350

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

먼저 대기업에서는 tech-words 1과 tech-words 2의 고용 효과는 유의하게 나타나지 않았다. 오히려 인공지능 관련 tech-words 3의 고용 효과가 뚜렷하게 관측되었는데, 금융 및 보험업(K)과 사업서비스업(M&N)에서는 상당한 고용 감소 효과가 나타난 반면, 운수업(H)과 부동산업(L)에서는 큰 폭의 고용 증가를 나타내 서비스업 내 산업들에서 특징 차이를 나타냈다. 이전 분석 결과들에서 tech-words 3이 전반적으로 고용 감소 효과를 가져왔던 반면, 서비스업 내 일부 산업 대기업에서는 고용을 증가시키는 모습도 나타난다는 점도 특징적이다. 교육서비스업(P)과 예술여가서비스업(R)은 관련 샘플 수가 부족하여 정확한 추정이 진행되지 않았다.

〈표 4-35〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 대기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: LF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	0.200	0.276	0.211*	-0.088	0.197	0.288**	0.202	-0.574
	(0.145)	(0.172)	(0.118)	(0.169)	(0.197)	(0.118)	(.)	(.)
부채비율	0.000*	0.000	0.000	0.002*	0.000***	-0.000	-0.002	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.000)	(.)	(.)
(로그) 유동자산	-0.015	-0.089	-0.017	0.679***	-0.029	-0.000	-0.327	0.640
	(0.083)	(0.083)	(0.060)	(0.132)	(0.110)	(0.068)	(.)	(.)
(로그) 매출총이익	0.105	-0.032	0.214**	-0.070	0.008	0.031	-0.036	-0.222
	(0.132)	(0.066)	(0.101)	(0.078)	(0.034)	(0.100)	(.)	(.)
(로그) 매출액	0.302*	0.149	0.205	0.484***	0.182***	0.519***	0.827	-0.158
	(0.170)	(0.119)	(0.123)	(0.136)	(0.028)	(0.102)	(.)	(.)
COVID-19 더미	-0.201**	-0.201**	-0.135**	-0.198	0.370**	-0.056	0.054	-0.048
	(0.099)	(0.088)	(0.052)	(0.254)	(0.127)	(0.057)	(.)	(.)
Tech-words 1	0.221	0.650	-0.066	0.037	0.549	0.275	-0.093	8.570
	(0.357)	(0.624)	(0.046)	(0.152)	(0.532)	(0.205)	(.)	(.)
Tech-words 2	0.455	-0.282	0.051	0.080	0.463	-0.068	-2.675	-14.514
	(1.636)	(1.871)	(0.183)	(0.459)	(1.742)	(0.178)	(.)	(.)

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: LF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
Tech-words 3	-0.024	8.123*	-0.381	-4.028*	6.289**	-2.004*	1.341	-4.130
	(2.526)	(4.338)	(0.921)	(2.360)	(2.024)	(1.121)	(.)	(.)
Constant	-9.516***	-1.549	-9.446***	-20.250***	-5.275	-15.585***	-10.971	11.376
	(2.389)	(3.582)	(1.297)	(4.653)	(3.887)	(2.574)	(.)	(.)
Adjusted R^2	0.408	0.280	0.692	0.709	0.715	0.788	0.993	0.546
Observations	610	245	519	331	36	226	18	20

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

서비스업 내 중견기업을 살펴보면 매출액, 유동자산 외에 다른 재무 변수들의 고용 효과가 산업별로 유의하게 확인되었다. 기술의 경우 특허 관련 tech-words 1의 고용 증가 효과가 도소매숙박업(G&I), 부동산업(L), 사업서비스업(M&N)에서 유의하게 확인되었다. tech-words 2에서는 도소매숙박업(G&I)과 부동산업(L)에서 의미 있게 고용을 감소시키는 것으로 나타났고, tech-words 3은 다른 산업과 달리 정보통신업(J)에서만 큰 폭의 고용 감소 효과를 나타내 차이를 보였다.

〈표 4-36〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 중견기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: MF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	-0.044	0.091	0.167	-0.260*	-0.886**	-0.129	0.259	0.274***
	(0.106)	(0.102)	(0.162)	(0.143)	(0.263)	(0.123)	(0.218)	(0.069)
부채비율	-0.000	0.000***	-0.000	0.002***	0.003***	-0.000	0.000	-0.000**
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.001)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.317***	0.132	0.043	0.464***	0.122	0.189**	-0.119	-0.011
	(0.111)	(0.088)	(0.051)	(0.149)	(0.155)	(0.090)	(0.128)	(0.022)
(로그) 매출총이익	0.079	0.153***	0.058	0.125	0.974***	-0.029	0.041	-0.082
	(0.073)	(0.046)	(0.049)	(0.100)	(0.220)	(0.075)	(0.169)	(0.048)
(로그) 매출액	0.202**	0.064	0.345**	0.361***	-0.465*	0.719***	0.549*	0.387***
	(0.092)	(0.126)	(0.148)	(0.107)	(0.227)	(0.218)	(0.280)	(0.090)
COVID-19 더미	-0.174**	-0.217***	-0.007	-0.153	-0.399***	-0.112	-0.081	-0.019
	(0.066)	(0.050)	(0.060)	(0.149)	(0.093)	(0.097)	(0.131)	(0.061)

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: MF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
Tech-words 1	0.868***	0.194	0.056	0.085	2.378**	0.400***	0.007	0.262
	(0.216)	(0.351)	(0.073)	(0.112)	(0.795)	(0.145)	(0.168)	(0.307)
Tech-words 2	-0.879*	-0.929	0.106	0.676	-0.881*	-0.532	-0.877	0.016
	(0.480)	(1.344)	(0.153)	(0.457)	(0.346)	(0.316)	(0.516)	(0.764)
Tech-words 3	0.012	-2.725	-0.643*	0.742	-6.431	3.388	1.526	-4.612
	(0.867)	(1.763)	(0.324)	(4.003)	(3.455)	(2.292)	(2.178)	(6.388)
Constant	-8.756***	-5.235**	-9.998***	-11.729***	11.587	-12.767***	-12.334***	-8.815***
	(1.716)	(2.254)	(1.159)	(2.481)	(8.238)	(3.116)	(2.423)	(2.343)
Adjusted R^2	0.280	0.417	0.523	0.674	0.657	0.681	0.821	0.684
Observations	1081	259	1462	633	62	482	139	106

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

마지막으로 서비스업 내 중소기업의 분석 결과를 보면 많은 산업에서 tech-words 1이 고용 증가 효과를 나타냈는데, 구체적으로는 도소매숙박업(G&I), 정보통신업(J), 사업서비스업(M&N), 예술여가서비스업(R)이다. tech-words 2는 도소매숙박업(G&I), 운수업(H)에서는 유의미한 고용 증가가 나타난 반면, 사업서비스업(M&N)과 예술여가서비스업(R)에서는 고용 감소가 확인되었다. 마지막으로 tech-words 3은 도소매숙박업(G&I), 사업서비스업(M&N)은 고용 감소가, 금융 및 보험업(K)에서는 고용 증가가 확인되어 대조를 보였다.

〈표 4-37〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 고용에 미치는 영향: 중소기업

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: SF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	0.069	-0.244	0.144*	-0.025	-0.486**	0.292**	-0.874	0.254
	(0.084)	(0.162)	(0.073)	(0.388)	(0.208)	(0.146)	(0.735)	(0.189)
부채비율	0.000***	0.001**	0.000***	-0.000	0.000	0.000	0.002	0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.032	-0.021	-0.024	0.126	0.435*	0.035	-0.322	-0.227*
	(0.076)	(0.013)	(0.056)	(0.105)	(0.208)	(0.099)	(0.064)	(0.116)

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: SF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 매출총이익	0.074	-0.068	-0.025	-0.426***	-0.122*	-0.051	-0.047	-0.066
	(0.045)	(0.133)	(0.036)	(0.082)	(0.055)	(0.055)	(0.904)	(0.083)
(로그) 매출액	0.402***	0.304***	0.394***	0.712***	0.410**	0.218*	0.640	0.592***
	(0.072)	(0.009)	(0.078)	(0.084)	(0.180)	(0.121)	(1.305)	(0.131)
COVID-19 더미	-0.195***	0.105	-0.102**	0.351	0.125	0.010	1.016	-0.118*
	(0.067)	(0.108)	(0.043)	(0.220)	(0.255)	(0.092)	(0.496)	(0.068)
Tech-words 1	0.317**	0.869	0.309***	0.915	0.461	0.423***	0.559	0.800**
	(0.133)	(0.711)	(0.101)	(0.893)	(0.574)	(0.156)	(0.112)	(0.370)
Tech-words 2	0.547**	7.943*	0.056	-0.359	0.559	-0.449**	-6.289	-1.167***
	(0.230)	(3.094)	(0.149)	(0.925)	(3.415)	(0.193)	(3.768)	(0.223)
Tech-words 3	-2.734*	0.000	-0.104	0.660*	-11.408	-2.161**	-214.440	-1.017
	(1.444)	(.)	(0.199)	(0.329)	(23.861)	(1.023)	(59.712)	(1.778)
Constant	-9.851***	5.043**	-7.413***	-6.087	-1.503	-7.858***	17.793	-9.456***
	(1.671)	(1.214)	(1.519)	(8.221)	(4.186)	(2.814)	(29.048)	(3.100)
Adjusted R^2	0.370	0.780	0.245	0.571	0.458	0.283	0.470	0.489
Observations	1435	54	1792	67	108	504	29	224

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

직관적으로 비교하기 위해 사업보고서 키워드에 기초해 추정된 기술의 고용 효과 결과(계수)를 취합 정리하면 〈표 4-38〉과 같다. 산업별로 일부 차이는 있으나 많은 경우 tech-words 1에 대해서는 고용 증가, tech-words 2와 tech-words 3에 대해서는 고용 감소 효과가 나타났다. 특히 여러 기술 중에 tech-words 1이 많은 산업에서 비교적 고용 증가 효과가 명확히 나타났는데, 이는 앞서 기술 관련 재무 데이터인 무형자산과 연구개발비의 결과와도 유사함을 알 수 있다.

tech-words 2는 제조업과 서비스업 내 사업서비스업(M&N)과 예술여가서비스업(R)에서 유의하게 고용이 감소하는 모습을 나타냈고, tech-words 3은 제조업과 건설업(F)에서 고용 감소가 명확하게 확인된 반면 서비스업은 유의미한 값이 나타나지 않았다. 다른 산업들에 비해 제조업에서 이러한 세 기술의 고용 효과 모습이 뚜렷하게 나타났다.

하지만 기술진보의 고용에 대한 영향은 기업 규모에 따라 차이가 클 수 있기에 동일한 방식으로 기업 규모별 분석을 수행하였고, 마찬가지로 직관적인 비교를 위해 기업 규모별 기술의 고용 효과(계수)를 기술별로 정리해보았다(〈표 4-39〉).

tech-words 1의 경우 제조업 대기업에서 유의하게 고용 증가 효과를 나타낸 반면, 중견기업에서는 서비스업을 중심으로 도소매숙박업(G&I)과 사업서비스업(M&N)에서 고용 증가가 나타났다. 중소기업에서는 기술진보의 고용 효과 크기가 더 크고 많은 산업에서 유의하게 나타났는데 제조업, 건설업(F), 전기가스수도업(D&E), 서비스업 모두에서 고용 증가를 나타냈고, 서비스업 내에서도 도소매숙박업(G&I), 정보통신업(J), 사업서비스업(M&N), 예술여가서비스업(R)에서 고용 증가가 나타났다. 연구개발과 특허라는 기술이 고용을 증가시키는 효과가 다수의 산업에서 유의하게 확인되었고, 특히 규모가 작은 중소기업에서 고용 증가 효과가 더 크고, 다양한 산업에서 관련 효과가 유의하게 나타남을 관측했다.

tech-words 2의 경우 대기업에서는 유의한 고용 효과가 나타나지 않았지만, 중견기업에서는 도소매숙박업(G&I)과 부동산업(L)에서 명확한 고용 감소를 나타냈다. tech-words 1과 마찬가지로 tech-words 2 역시 중소기업에서 기술 충격의 효과가 다수의 산업에서 유의하게 확인되었다. 제조업은 고용 감소가 나타난 반면, 서비스업 내 도소매숙박업(G&I)과 운수업(H)은 고용 증가를 나타냈다. 하지만 같은 서비스업 내에서도 사업서비스업(M&N)과 예술여가서비스업(R)은 고용 감소를 보여 tech-words 2의 효과는 산업별로 일부 차이를 보였다.

마지막으로 tech-words 3의 고용 효과를 보면, 대기업은 건설업(F)에서 고용 감소를 나타냈고, 서비스업 내에서 금융 및 보험업(K), 사업서비스업(M&N)의 고용 감소 효과가 컸다. 반면 운수업(H)과 부동산업(L)은 유의미하게 상당한 고용 증가를 나타내 관련 기술진보의 산업별 대기업 고용 효과의 특징 차이를 발견할 수 있었다. 중견기업에서는 정보통신업(J)에서만 유의하게 감소하는 것으로 확인되었고, 중소기업은 제조업과 서비스업 모두에서 고용 감소를 나타냈다.

〈표 4-38〉 산업별 기술(사업보고서 키워드)이 고용에 미치는 효과

모형	산업(KSIC)	coef_tech1	coef_tech2	coef_tech3	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) 마찬가지로 개별 모형에서 다른 재무 변수들은 통제됨
3) 결합효과(combined effect)는 유의한 계수의 합을 기준으로 평가함

다만 이러한 기술들의 고용 효과는 개별적이 아닌 하나의 기업에서 동시에 나타날 수 있다. 즉, 하나의 사업보고서 내에서 키워드 특징에 따라 각각 추정된 기술들은 고용에 복합적(complex)인 영향을 줄 것이다. 어느 기업의 사업보고서에는 연구개발 및 특허 기술(tech-words 1)만이 기록되어 있을 수 있고, 다른 기업은 연구개발 및 특허 기술(tech-words 1)과 인공지능 관련 기술(tech-words 3)이 함께 포함되어 있을 수 있다. 개별 기술의 내용 하나만 나타나는 기업은 앞서 분석된 기술별 고용 효과를 보일 수 있지만, 두 개 이상의 기술 특징이 나타나는 기업은 이들 기술들이 복합적으로 작용하여 고용의 증감 효과를 나타낼 것이다. 전반적으로 사업보고서 내 기술 키워드들은 하나의 기술 특징만을 나타내지 않을 가능성이 높기에 각 기술의 고용 증가 및 감소 효과가 상쇄되는 정도에 따라 총량

적인 기술진보의 고용 효과를 가늠해 볼 수 있다.[30] 이러한 측면을 고려하여 전 산업으로 보면 tech-words 3의 고용 효과가 tech-words 1보다 더 큰 것으로 나타나 기업의 기술진보에 따른 고용 감소가 있는 것처럼 보이지만 산업별로 살펴보면 그 특징이 다름을 알 수 있다. 세 기술의 유의성이 모두 나타난 제조업의 경우 tech-words 2와 3의 총고용 감소 효과가 tech-words 1의 고용 증가 효과보다 크게 나타나 전체적으로 고용은 감소할 것으로 예측된다. 한편 서비스업과 예술여가서비스업(R)을 제외한 세부 산업들에서는 전체적으로 고용 증가 효과가 유의하게 큰 것으로 확인되어 제조업과 달리 전체적으로 기술의 고용 증가 효과가 있는 것을 알 수 있다.

기업 규모별 특징을 살펴보면 다양한 기술진보의 고용 효과는 대기업과 비교해 중소기업에서 상대적으로 유의하면서도 큰 효과를 가져다주고, 산업별 효과의 모습도 보다 명확히 나타난다고 말할 수 있다.

더불어 각 기술의 고용 효과를 복합적으로 고려한 기술진보의 총량적인 고용 효과도 기업 규모에 따라 다름을 알 수 있다. 다수의 산업에서 유의성이 관측되는 중소기업 전 산업의 경우 tech-words 2와 3의 총고용 감소 효과가 tech-words 1의 고용 증가 효과보다 크게 확인되어 고용은 전체적으로 감소하는 것으로 나타났고, 제조업에서 이러한 특징이 더욱 두드러지게 나타났다. 반면 서비스업의 경우 tech-words 1의 고용 증가 효과(0.366)가 tech-words 3의 고용 증가 효과(-0.341)보다 약간 큰 것으로 확인되어 전체적으로 고용 증가 효과가 확인되어 제조업과는 대조를 나타냈다. 서비스업 세부 산업으로 보면 도소매숙박업(G&I)은 tech-words 1(0.317)과 tech-words 2(0.547)의 고용 증가 효과에도 tech-words 3(-2.734)의 고용 감소 효과가 상대적으로 더 커 전체적으로는 고용이 감소하였고, 사업서비스업(M&N)에서도 tech-words 1의 고용 증가 효과에 비해

30) 이러한 모습은 현재까지의 분석이 기술의 이질적인 특징에 따라 고용 효과를 분해(decomposition)한 것으로도 해석할 수 있다. 기술진보의 총효과는 기술벡터 $T_{i,j,t}$의 계수 값들의 합으로 나타날 수 있고, 다만 분해된 계수들의 유의성 여부를 고려하여 측정할 수 있다.

tech-words 2와 3의 총고용 감소 효과가 더 커서 전체적으로는 고용 감소 효과를 나타내었다. 하지만 정보통신업(J)이나 금융 및 보험업(K), 운수업(H) 등에서 전체적으로 고용 증가 효과가 더 크게 나타난 점은 기술진보에 따른 서비스업 고용의 전반적인 증가에 이들 산업이 크게 영향을 준 것으로 해석할 수 있다.

한 가지 흥미로운 사실은 금융 및 보험업(K)에서 관련 기술의 고용 효과가 대기업과 중소기업에서 반대로 나타나고 있다는 사실이다. 대기업은 큰 폭의 고용 감소가, 중소기업은 상대적으로 작은 고용 증가가 확인된다. 금융 및 보험업은 인공지능 관련 기술이 선도적이면서 빠르게 적용되는 산업으로 고용에 이러한 기술의 영향이 빠르게 파급될 수 있는 산업 중 하나이다. 이러한 기술진보가 대기업에서는 고용을 대체하여 비용을 감소하는 모습으로 나타나는 반면, 중소기업에서는 관련 기술을 개발 및 활용하고 운영할 수 있는 인력을 늘리는 방향으로 작용하는 것으로 보인다.

〈표 4-39〉 산업 및 기업 규모별 기술(사업보고서 키워드)이 고용에 미치는 효과

		Tech-words 1		
모형	산업(KSIC)	coef_tech1_LF	coef_tech1_MF	coef_tech1_SF
(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)	coef_tech2_LF	coef_tech2_MF	coef_tech2_SF
(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)	coef_tech3_LF	coef_tech3_MF	coef_tech3_SF
(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) 마찬가지로 개별 모형에서 다른 재무 변수들은 통제됨
3) LF는 대기업, MF는 중견기업, SF는 중소기업을 의미함

제3절 소 결

본 장에서는 기술의 직접적인 발전이 노동수요에 어떠한 영향을 미치는지 살펴보기 위해 기업의 재무 데이터와 사업보고서를 활용하여 기술진보의 산업별 고용 효과를 살펴보았다. 기술 관련 재무 변수를 통해 살펴본 기술의 특징이 제한적일 수 있기에 재무 변수와 함께 사업보고서의 내용을 통한 기술의 이질성(heterogeneity)을 고려하여 기술진보의 고용 효과를 분석하였다.

먼저 고용 효과에 있어 무형자산 및 연구개발비와 같은 재무 변수 기반 기술진보는 전체 및 다수의 개별 산업에서 고용을 유의미하게 증가시켰으며, 일반적으로 기업 규모가 클수록 고용 증가 효과도 크게 나타났다. 반면 사업보고서를 통해 추정된 세 가지 기술은 특징에 따라 고용 효과 차이가 확인되었는데, 먼저 연구개발 및 특허 관련 기술진보(tech-words 1)는 재무 변수와 유사하게 다수의 산업에서 고용 증가 효과를, 로봇 및 IT, 자동화 관련 기술진보(tech-words 2)는 일부 산업에서 고용 감소 효과를 나타냈다. 마지막으로 인공지능 관련 기술(tech-words 3)은 제조업과 건설업을 비롯해 서비스업 내 대기업과 중소기업에서 대체로 고용 감소 효과를 나타내 기업 규모에 따른 특징 차이도 두드러졌다.

이처럼 기술이 지니는 이질적인 특징에 따라 고용 효과의 방향과 정도가 달라지는 것을 알 수 있다. 금액 정보(financial information)를 바탕으로 하는 재무 데이터 결과와 달리 사업 내용(text information)에 기반한 기술진보의 산업별 고용 효과는 다수의 산업에서 대기업과 비교해 상대적으로 중소기업에서 유의하면서도 큰 효과를 나타내, 기술의 측정과 특징에 따른 결과 차이가 관찰되었다. 다만 하나의 사업보고서 내에서 키워드 특징에 따라 각각 추정된 세 가지 기술들은 복합적(complex)으로 결합되어 전체적인 고용에 영향을 줄 것이다. 유의성에 기반하여 결합된 효과(combined effect)를 살펴보면 전체적으로 제조업은 기술진보에 따른 고용 감소 효과를 보인 반면, 서비스업은 고용 증가 효과를 나타내 산업별 차이를 확인하였다. 즉, 이러한 결과는 이질적인 기술의 특징에 따라 고용에

미치는 영향이 차이를 보이고, 동시에 산업 및 기업 규모별로 차이를 나타낼 가능성을 시사한다. 지금까지 재무제표에 함께 포함되어 있는 고용 데이터를 활용하여 기술진보가 고용에 미치는 영향을 살펴보았다. 다음 장에서는 직접적인 고용 효과 이전에 기술진보가 업무(task)에는 어떠한 영향을 미치는지에 대해 앞서 제3장에서 추정된 결과를 활용하여 분석을 시도하였고, 동시에 전체적인 업무-고용 효과의 비교를 통해 구체적인 함의를 도출하였다.

제 5 장 기술진보에 따른 산업별 업무 변화 분석 및 고용과의 비교

최근 전 세계의 많은 기업들이 생성형 인공지능 기술을 활용한 비즈니스 모델을 개발하고 생산성 향상 및 수익 창출의 도구로 적극 반영하고 있다. 이러한 환경의 변화 속에서 근로자들은 자신의 업무(직무)와 관련 일자리 소실 및 이로 인한 실업에 대한 두려움 증가를 주장하는 등 기술 발전이 가져올 부정적 효과에 대한 논쟁이 활발하다. 과거의 기술과 달리 특히 인공지능이 다양한 분야의 많은 업무(task)들을 빠르게 대체할 가능성이 높다는 의견도 여러 분야에서 제기되는 만큼, 기술이 가져다줄 파급효과에 대해서는 다양한 분석이 필요하다. 기술 충격의 파급 경로를 분석하는 데 있어 주목할 부분이 업무의 변화이다. 기술로 인한 고용의 증가나 감소 이전에 기술이 가져다주는 업무 변화의 효과가 결국 일자리의 창출과 소멸의 결합으로 이루어질 수 있기 때문이다. 그래서 연구자들은 고용과 함께 기술진보가 초래하는 업무의 변화에 대해 다양한 연구를 진행하고 있으며, 최근에는 인공지능 기술의 직무별 노출지수(AI exposure) 등을 계산하여 이들에 대한 영향력을 분석하고 있다.

그렇다면 업무의 증가가 고용의 증가로 이어질까? 기본적으로는 업무가 늘어난다면 관련된 일자리도 많이 증가할 것으로 생각할 수 있다. 하지만 기술에 의한 노동수요 변화, 즉 고용에 대한 영향은 다양한 경로로 이루어지는데 업무의 변화와 궁극적인 고용의 변화는 다른 특징을 나타낼 수도 있다. 기술진보에 따른 다양한 업무의 증가에도 이를 활용한 수 있는 소수의 특정 전문가나 기술자가 그 역할을 해낼 수 있다면 고용은 감소할 수 있지만, 반대로 기술의 발전으로 인한 업무의 생산성 향상과 연계되어 고용이 증가할 수도 있다.

이에 본 장에서는 앞서 분석된 제3장과 제4장의 연구 방법과 결과를 활용하여 기술진보에 의한 산업별 업무 영향을 분석해보고, 기술진보에 따른 고용 효과 내용을 결합하여 종합적인 기술진보의 효과를 탐색하고자 한다.

제 1 절 재무 데이터 기반 기술진보에 따른 업무 변화 분석

앞서 제3장에서 집계 데이터를 활용해 기술진보에 따른 산업별 업무 변화에 어떠한 영향을 주는지 시계열 흐름을 통해 살펴보았다. 실제로 관측된 산업별 총임금변화를 네 가지 효과의 구성 요인인 생산성 효과, 구성효과, 대체효과, 그리고 업무변화로 분해하였고 기술진보에 따른 산업별 업무 변화를 정량적으로 추정하였다.

이렇게 구해진 산업별 업무 변화가 기술진보에 따라 어떻게 변화하는지 분석하였다. 기본적인 분석 모형의 구조는 제4장과 동일하다. 동일한 패널 고정효과 모형의 틀에서 기술은 제4장에서 활용한 무형자산과 연구개발비의 재무 데이터와 사업보고서 키워드를 통해 추정한 기술들을 마찬가지로 활용하였다. 종속변수는 고용이 아닌 업무 변화이며, 기술진보에 따른 업무 변화를 모형을 통해 분석하였다. 업무 변화는 산업별 집계변수(aggregate variables)를 통해 추정된 값이므로 개별 기업의 값은 존재하지 않기에 개별 기업들에 산업별 추정된 값을 할당하여 분석을 진행하였고,[31] 데이터 분석 기간은 집계 데이터 분석에 맞춰 2000~2021년까지로 하였다. 이에 대한 모형을 다시 정의하면 다음과 같다.

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

i: 산업, j: 기업, t: 시간

$y_{i,t}$: 업무 변화

31) 사실 고용을 나타내는 종업원 수처럼 정확한 기업별 업무(task) 비율 데이터를 이용하여 분석하는 것이 가장 정확하다고 할 수 있다. 현재 일부 연구자들이 수행하는 것처럼 업무 변화 분석을 위해 활용하는 구인 공고(job openings)와 같은 정보를 수집하여 계산하거나 직접 기업들에 설문(survey)하는 방식으로 관련 정보를 획득할 수도 있다. 하지만 현재 수집된 개별 기업들의 직무 비율을 모두 구하는 것은 쉽지 않으며 특히 본 연구의 분석 기간(2000~2021년) 동안 개별 기업의 업무 비율 DB를 구축하는 것 자체도 쉽지 않은 일이다. 앞서 언급한 방식(구인공고, 설문조사)을 활용하여 최근의 몇 개 연도만을 대상으로 기업들의 업무 비중을 계산하여 분석해보는 것도 하나의 방안이 될 수 있을 것으로 생각된다. 관련해서는 향후 연구 주제로 남겨 놓는다.

$X_{i,j,t}$: 기업 재무 변수의 로그 또는 비율 벡터

D_t: 코로나19 충격을 고려하기 위한 COVID-19 더미(2020년 이후)

$T_{i,j,t}$: 1) 기술 변수(재무) 또는 2) 기술 벡터(사업보고서 키워드)

종속변수가 산업별 업무 변화로 변경되었고, 나머지 분석 구조는 동일하다.[32] 분석의 흐름은 앞서 기술진보의 고용 효과 분석과 마찬가지로 기술 관련 재무 데이터를 이용한 분석을 진행한 후, 기술의 이질성(heterogeneity)을 고려한 사업보고서 기반 기술 분석을 통해 업무 변화의 효과를 검토해 보았다.

이미 언급한 것처럼 업무 변화는 산업별 노동소득분배율에서 대체효과를 제외한 부분, 즉 노동의 잔여 변화(residual change)로 추정되었고, 이는 기존의 업무에서 사라지는 소멸효과(displacement effect)와 새로운 업무의 소개로 인한 창출효과(reinstatement effect)의 합으로 구성된다. 즉, 업무 변화는 양 효과의 상대적인 크기에 의해 결정되며, 기술에 의해 업무 내용 변화가 증가한다는 것은 상대적으로 소멸되는 업무에 비해 창출되는 업무가 더 많아진다는 것을 의미한다.

무형자산을 통해 살펴본 기술의 산업별[33] 업무 변화 결과를 살펴보면 다음과 같다. 먼저 다른 재무 변수들을 살펴보면 전 산업 기준 자산 규모가 커질수록 업무 변화는 증가하는 것으로 나타나며 매출액 증가도 10% 수준의 유의성에서 업무 변화를 증가시키는 것을 알 수 있다. 매출총이익, 즉 수익성이 높아지면 업무 변화는 감소하였는데, 수익성이 높다면 기업 입장에서는 업무 변화를 일으킬 유인이

32) 산업 내 개별 기업에 연도별 업무 추정치가 할당되었다는 측면에서 사실상 동일 산업 내 기업 간(between-group) 차이가 날 수 있는 업무 정보는 소실(information loss)되었다고 할 수 있다. 산업별 기업 패널 데이터에서 독립변수를 평균이나 합계를 통해 차원(dimension)을 산업 단위로 줄여서 산업 패널로 구축하여 분석하는 방안도 고려할 수 있는데, 산업별 샘플 수는 연도의 개수(23개)로 급감하여 사실상 본 연구의 목표 중 하나인 산업별 분석이 어려워지며, 기업 규모를 구분한 분석도 사실상 불가능해지는 측면이 있다. 동시에 적은 샘플 수와 기업 데이터를 산업 변수로 집계화하는 과정에서 추가적인 정보 손실이 발생하여 추정치의 오차를 높이는 방향으로 작용할 수 있다. 이러한 다양한 측면을 고려하여 모형을 구축 및 분석을 수행하였다.

33) 서비스업의 세부 산업 구성 대상은 고용 효과 분석과 동일하다.

작기 때문으로 판단된다. 고용에서는 매출액이 고용 증가에 유의미한 효과를 나타내는 변수였던 반면, 업무 변화에 있어 각 산업에서 효과가 유의하게 나타나지는 않았다. 오히려 많은 산업에서 매출총이익이 높아질수록 업무 변화가 유의하게 감소하는 측면이 나타나 업무 변화에 있어 관련 변수의 중요도를 확인할 수 있다. 자산 규모도 제조업과 서비스업에서 업무 변화를 증가시키는 주요 원인으로 확인된다. 전체적으로 코로나19 기간은 업무 변화를 감소시키는 것으로 나타났지만 건설업(F)과 전기가스수도업(D&E)에서는 유의하게 증가하였다.

무형자산을 통해 살펴본 기술진보의 경우 무형자산이 증가할수록 업무 변화 증가를 나타냈으며 세부 산업에서는 제조업과 건설업(F)이 유의미한 증가 모습을 나타냈다. 서비스업은 상대적으로 다소 낮은 값에 유의한 결과도 나타나지 않았다.

〈표 5-1〉 기술(무형자산)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.587***	0.741***	0.320	-2.984	0.673***
	(0.091)	(0.120)	(0.223)	(2.197)	(0.122)
부채비율	-0.000	0.000	0.000	0.001	-0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.008)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.117	-0.242**	0.363	2.006	-0.133
	(0.085)	(0.109)	(0.232)	(1.813)	(0.112)
(로그) 매출총이익	-0.373***	-0.411***	-0.330**	-0.830	-0.243**
	(0.063)	(0.062)	(0.132)	(1.976)	(0.098)
(로그) 매출액	0.152*	0.161	-0.150	-0.675	0.135
	(0.079)	(0.099)	(0.198)	(2.107)	(0.115)
COVID-19 더미	-1.072***	-1.010***	0.441***	6.310***	-1.885***
	(0.048)	(0.046)	(0.098)	(1.310)	(0.080)
(로그) 무형자산	0.101***	0.108***	0.155***	0.174	0.045
	(0.017)	(0.019)	(0.039)	(0.528)	(0.029)

업무 변화 전체	(1) Total	(2) Manuf (B&C)	(3) F	(4) D&E	(5) Service (Others)
Constant	-8.565***	-8.906***	-8.771***	67.141**	-11.701***
	(1.184)	(1.343)	(2.970)	(30.707)	(2.066)
Adjusted R^2	0.011	0.015	0.062	0.011	0.024
Observations	29017	19148	1058	512	8299

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

기술 충격에 의한 업무 변화도 고용 효과와 마찬가지로 기업 규모에 따라 차이를 보일 수 있다. 먼저 대기업을 살펴보면 업무 내용 변화에 제조업은 매출총이익에서 음(-)의 효과를, 서비스업은 자산 증가 시 양(+)의 효과를 나타내 대조를 이루었다. 고용 분석 결과와 달리 전 산업에서 대기업의 매출액 증가가 업무 변화 효과를 가져오지는 않았다.

무형자산은 전체적으로 유의하게 업무 변화를 증가시키는 것으로 확인되었는데, 그 정도는 제조업과 건설업(F)이 서비스업에 비해 큰 것으로 나타났다.

〈표 5-2〉 기술(무형자산)이 산업별 업무에 미치는 영향: 대기업

업무 변화 전체: LF	(1) Total	(2) Manuf (B&C)	(3) F	(4) D&E	(5) Service (Others)
(로그) 총자산	0.785***	0.411	-0.039	2.124	1.133***
	(0.243)	(0.390)	(0.617)	(4.956)	(0.306)
부채비율	0.000	0.000	-0.000	-0.012	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.013)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.155	-0.090	0.927	3.341	-0.451*
	(0.230)	(0.245)	(0.582)	(2.939)	(0.239)
(로그) 매출총이익	-0.697***	-0.993***	0.011	-0.161	-0.418
	(0.186)	(0.253)	(0.276)	(2.443)	(0.320)
(로그) 매출액	0.293	0.660*	-0.581	-5.276	0.270
	(0.230)	(0.388)	(0.431)	(4.816)	(0.286)

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: LF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
COVID-19 더미	-1.096***	-1.031***	0.249	0.605	-1.844***
	(0.144)	(0.145)	(0.208)	(2.182)	(0.223)
(로그) 무형자산	0.224***	0.261***	0.244***	0.157	0.186**
	(0.053)	(0.067)	(0.060)	(1.478)	(0.076)
Constant	-12.171***	-6.995**	-13.254**	1.561	-19.606***
	(3.160)	(3.227)	(5.654)	(61.791)	(5.047)
Adjusted R^2	0.016	0.029	0.081	-0.023	0.028
Observations	4066	1963	317	155	1631

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

중견기업을 살펴보면 매출총이익의 증가가 업무 변화를 감소시키는 모습을 대부분의 산업에서 뚜렷하게 볼 수 있으며, 제조업은 매출액 증가(0.259)가 업무 변화의 증가를 가져오는 것으로 확인되었다. 하지만 자산 증가(0.813)로 인한 영향이 더 큰 것으로 나타났다.

기술진보(무형자산 증가)는 중견기업 전체에서 업무 변화를 증가시키는 것으로 확인되었는데, 이는 제조업과 건설업(F)에 기인한 것을 알 수 있다. 업무 변화의 증가는 대기업이 중견기업에 비해 상대적으로 큰 폭을 나타냈다.

〈표 5-3〉 기술(무형자산)이 산업별 업무에 미치는 영향: 중견기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: MF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.555***	0.813***	0.368	-6.734**	0.637***
	(0.133)	(0.170)	(0.286)	(2.939)	(0.185)
부채비율	-0.000***	-0.000***	0.000	-0.013	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.036)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.059	-0.282*	0.600**	2.281	-0.011
	(0.121)	(0.159)	(0.247)	(2.908)	(0.155)
(로그) 매출총이익	-0.361***	-0.458***	-0.551***	5.724	-0.237*
	(0.074)	(0.091)	(0.173)	(3.864)	(0.137)
(로그) 매출액	0.219**	0.259*	-0.371	-2.027	0.194
	(0.098)	(0.139)	(0.245)	(2.354)	(0.142)
COVID-19 더미	-0.954***	-0.911***	0.541***	4.612***	-1.746***
	(0.062)	(0.055)	(0.136)	(1.403)	(0.119)
(로그) 무형자산	0.091***	0.104***	0.142**	-0.665	0.048
	(0.023)	(0.027)	(0.058)	(0.770)	(0.048)
Constant	-11.150***	-11.205***	-4.645	52.720	-15.762***
	(1.739)	(2.056)	(4.034)	(42.269)	(3.077)
Adjusted R^2	0.010	0.015	0.079	0.008	0.019
Observations	13774	9577	582	162	3453

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

마지막으로 중소기업의 경우를 살펴보면, 제조업에서는 총자산과 매출총이익이, 서비스업에서는 총자산이 업무 변화에 유의미한 영향을 주었다. 기술진보(무형자산 증가)가 중소기업 전체로는 유의미한 업무 변화를 초래하지는 않았으나, 제조업의 경우는 적은 폭의 업무 변화 증가를 가져오는 것으로 확인되었다.

무형자산으로 살펴본 기술진보의 업무 효과는 기업 규모에 따라 차이를 보이는 것을 알 수 있고, 상대적으로 기업 규모가 큰 대기업과 중견기업에서 그 효과가 유의하게 나타났음을 알 수 있다.

〈표 5-4〉 기술(무형자산)이 산업별 업무에 미치는 영향: 중소기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: SF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.554***	0.732***	0.661	-4.422	0.354*
	(0.134)	(0.188)	(0.495)	(10.766)	(0.199)
부채비율	-0.000	0.000**	0.000*	-0.005	-0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.005)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.185	-0.251	-0.382	-3.039	-0.132
	(0.128)	(0.177)	(0.436)	(3.552)	(0.199)
(로그) 매출총이익	-0.264***	-0.259***	0.203	-4.712	-0.229
	(0.077)	(0.089)	(0.219)	(5.376)	(0.150)
(로그) 매출액	-0.016	-0.076	0.075	17.128**	-0.071
	(0.117)	(0.148)	(0.376)	(3.265)	(0.201)
COVID-19 더미	-1.340***	-1.155***	0.717***	14.273	-2.033***
	(0.072)	(0.084)	(0.213)	(21.438)	(0.120)
(로그) 무형자산	0.038	0.072**	0.104	-0.841	-0.032
	(0.025)	(0.030)	(0.147)	(4.556)	(0.041)
Constant	-2.769	-4.993**	-15.206	-105.330	3.058
	(1.831)	(2.167)	(8.653)	(287.990)	(3.516)
Adjusted R^2	0.016	0.015	0.026	-0.164	0.033
Observations	11010	7608	159	34	3209

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

무형자산의 업무 변화 효과가 전체적인 서비스업에서는 유의미하게 나타나지 않았으나, 서비스업 내 세부 산업에서는 다르게 영향을 줄 수 있기에 서비스업 내 세부 산업에 대한 분석도 수행하였다.

기업 규모에 상관없이 전체를 살펴보면, 총자산이 다수의 산업에서 업무 변화를 증가시키는 것으로 나타났고, 부채비율 수치는 매우 작으나 일부 산업에서 유의하게 나타났다. 서비스업의 경우 코로나19로 인한 충격이 대부분의 서비스업 업무 변화에 큰 영향을 주었음을 확인할 수 있다.

무형자산이 도소매숙박업(G&I)에서는 업무 변화를 증가시키는 방향으로 작용한 반면, 부동산업(L)과 예술여가서비스업(R)에서는 감소시키는 효과를 나타냈다. 효과의 정도에서는 부동산업(L)에서의 업무 변화 감소 효과가 상대적으로 컸다.

마찬가지로 기업 규모별로 차이를 검토하였는데, 먼저 대기업 전체에서는 유의하지 않았던 매출총이익의 업무 변화 감소 효과가 운수업(H)과 금융 및 보험업(K)에서 나타났다. 무형자산의 영향은 도소매숙박업(G&I)에서만 업무 변화를 증가시키는 것으로 확인되어, 서비스업 내 산업의 영향이 제한적이었다. 교육서비스업(P)과 예술여가서비스업(R)은 샘플 수 부족으로 유의미한 결과를 도출하지 못하였다.

〈표 5-5〉 기술(무형자산)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	0.874***	0.733	0.344	1.862***	0.607	0.066	0.289**	1.132
	(0.193)	(1.133)	(0.235)	(0.341)	(0.939)	(0.234)	(0.109)	(0.971)
부채비율	0.000	0.001	-0.000***	-0.005	0.000	0.000***	-0.002**	-0.000
	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.003)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.159	0.967	-0.208	-0.375	0.245	0.246	0.023	0.429
	(0.183)	(1.004)	(0.229)	(0.231)	(0.694)	(0.232)	(0.102)	(0.370)
(로그) 매출총이익	-0.198	-0.426	-0.270	-0.235	-0.424	0.013	0.165	0.083
	(0.129)	(0.758)	(0.180)	(0.379)	(0.388)	(0.192)	(0.330)	(0.469)
(로그) 매출액	0.197	-1.562**	0.305	0.248	0.596	-0.052	-0.437	-0.001
	(0.155)	(0.642)	(0.211)	(0.279)	(0.516)	(0.249)	(0.457)	(1.035)
COVID-19 더미	-1.178***	-1.500**	-2.965***	-0.941***	-1.099	0.861***	-1.259***	0.181
	(0.110)	(0.560)	(0.076)	(0.281)	(0.704)	(0.187)	(0.085)	(0.622)
(로그) 무형자산	0.100***	0.210	0.046	-0.147	-0.516***	-0.037	0.121	-0.157*
	(0.037)	(0.184)	(0.052)	(0.144)	(0.146)	(0.100)	(0.126)	(0.087)
Constant	-20.098***	3.694	-4.233	-38.676***	-14.613	-6.182	-3.219*	-37.618*
	(3.501)	(14.039)	(2.903)	(8.133)	(23.260)	(5.674)	(1.763)	(21.002)
Adjusted R^2	0.032	0.006	0.053	0.033	0.026	0.017	0.164	-0.000
Observations	2624	482	3409	911	167	287	177	242

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

〈표 5-6〉 기술(무형자산)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 대기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: LF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	1.212**	3.777***	-0.169	0.959	2.177	0.538	10.004	3.393
	(0.455)	(1.003)	(0.786)	(0.844)	(4.066)	(1.444)	(.)	(.)
부채비율	-0.000	-0.000	0.000	-0.012**	0.000	0.000	-0.104	0.000
	(0.000)	(0.001)	(0.001)	(0.004)	(0.000)	(0.001)	(.)	(.)
(로그) 유동자산	-0.455	-1.784	0.696	-0.370	-0.951	0.567	-5.539	4.860
	(0.289)	(1.141)	(0.755)	(0.522)	(2.591)	(0.568)	(.)	(.)
(로그) 매출총이익	0.069	-1.644*	-0.148	-0.965*	1.488	-2.352	-1.264	1.432
	(0.578)	(0.781)	(0.657)	(0.475)	(2.112)	(1.499)	(.)	(.)
(로그) 매출액	-0.120	-0.324	0.203	1.040**	0.976	1.233	2.168	-14.134
	(0.476)	(1.159)	(0.684)	(0.499)	(2.545)	(0.804)	(.)	(.)
COVID-19 더미	-1.418***	-1.973*	-3.365***	-0.679	-3.971	0.886**	-1.080	-4.081
	(0.239)	(1.096)	(0.207)	(0.473)	(2.709)	(0.305)	(.)	(.)
(로그) 무형자산	0.230**	-0.036	0.199	0.041	-1.377	-0.144	-0.773	-0.359
	(0.106)	(0.185)	(0.206)	(0.240)	(3.672)	(0.116)	(.)	(.)
Constant	-24.558**	-6.226	-18.266**	-21.242	-63.895*	2.113	-119.395	123.112
	(9.653)	(16.248)	(8.966)	(16.928)	(23.388)	(8.132)	(.)	(.)
Adjusted R^2	0.064	0.016	0.052	0.033	0.033	-0.048	0.144	-0.107
Observations	487	221	487	300	32	69	16	19

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

중견기업에서는 총자산의 업무 변화 증가 효과가 일부 산업(G&I, K, L)에서 유의하게 나타났고, 도소매숙박업(G&I)과 부동산업(L)에서는 매출총이익과 매출액에서 유의미한 업무 변화 영향을 관측하였다. 무형자산의 경우 도소매숙박업(G&I)에서는 업무 변화의 증가를, 부동산업(L)에서는 감소를 나타내 대조를 보였고, 부동산업(L)에서의 감소 영향이 더 큰 것으로 나타났다.

〈표 5-7〉 기술(무형자산)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 중견기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: MF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	1.084***	-1.341	0.099	2.096***	4.203***	-0.347	0.252	1.456
	(0.308)	(1.642)	(0.334)	(0.386)	(0.801)	(0.329)	(0.467)	(1.049)
부채비율	0.000	0.003***	-0.000	-0.007	-0.001	0.000***	-0.001**	0.002*
	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.006)	(0.003)	(0.000)	(0.000)	(0.001)
(로그) 유동자산	-0.029	2.324	-0.078	-0.175	0.813*	-0.088	-0.037	0.869
	(0.280)	(1.656)	(0.322)	(0.266)	(0.350)	(0.266)	(0.137)	(0.603)
(로그) 매출총이익	-0.597***	1.006	-0.041	-0.250	-5.056***	0.157	-0.103	-0.268
	(0.222)	(0.953)	(0.231)	(0.454)	(1.198)	(0.216)	(0.246)	(1.353)
(로그) 매출액	0.603***	-3.107	0.325	0.190	2.991**	0.231	-0.134	0.502
	(0.182)	(2.106)	(0.303)	(0.313)	(0.784)	(0.393)	(0.356)	(2.667)
COVID-19 더미	-1.525***	-0.679	-2.834***	-1.243***	-3.115***	1.257***	-1.233***	-0.195
	(0.133)	(0.696)	(0.124)	(0.302)	(0.229)	(0.202)	(0.095)	(1.201)
(로그) 무형자산	0.197***	0.389	0.067	-0.221	-0.935***	0.099	0.146	0.137
	(0.058)	(0.380)	(0.065)	(0.206)	(0.168)	(0.179)	(0.176)	(0.214)
Constant	-31.918***	26.259	-7.779**	-45.858***	-64.219*	-0.947	-2.695	-70.333**
	(4.840)	(35.653)	(3.868)	(10.469)	(28.831)	(6.677)	(2.393)	(26.523)
Adjusted R^2	0.069	0.002	0.037	0.039	0.236	0.018	0.143	-0.005
Observations	893	222	1331	559	48	176	132	92

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

마지막으로 중소기업에서는 다수의 산업에서 유의성이 확인되지 않았는데, 정보통신업(J)에서 매출총이익, 유동자산, 부채비율 증가가 업무 변화를 감소시키는 것으로 나타나 관련 산업의 특징을 확인할 수 있다. 사업서비스업(M&N)에서도 매출총이익 증가 시 업무 변화의 감소가 나타났고 정보통신업(J)에 비해 그 효과는 작았다.

무형자산은 운수업(H)과 예술여가서비스업(R)에서 유의하게 나타났는데, 기술진보가 운수업(H)에서는 업무 변화를 증가시키는 반면, 예술여가서비스업(R)에서는 감소시키는 것으로 확인되어 산업별 특징이 확인되었다.

〈표 5-8〉 기술(무형자산)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 중소기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: SF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	0.532**	3.699	0.488	1.440	-1.408	0.552	-0.418	1.090
	(0.267)	(11.350)	(0.352)	(2.241)	(0.970)	(1.385)	(1.435)	(1.567)
부채비율	-0.000	-0.003	-0.000***	0.001	-0.001***	-0.000	0.000	0.000
	(0.000)	(0.009)	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.006)	(0.005)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.141	3.949	-0.621*	-2.885*	0.568	1.107	0.114	0.365
	(0.286)	(2.270)	(0.338)	(1.365)	(1.395)	(1.165)	(0.453)	(0.440)
(로그) 매출총이익	-0.060	4.184	-0.518**	1.679	-0.299	-0.311*	1.048	0.411
	(0.167)	(4.919)	(0.249)	(1.145)	(0.484)	(0.154)	(1.475)	(0.503)
(로그) 매출액	-0.035	-4.702	0.039	-0.373	0.376	-0.455	-1.509	-0.129
	(0.237)	(2.175)	(0.292)	(0.523)	(0.811)	(0.387)	(2.796)	(0.785)
COVID-19 더미	-0.911***	1.052	-2.970***	-3.779	-1.625	0.533	-1.184	-0.192
	(0.178)	(2.507)	(0.113)	(2.144)	(1.090)	(0.304)	(0.669)	(1.130)
(로그) 무형자산	0.003	1.490**	-0.016	-0.056	-0.430	0.111	-0.255	-0.393**
	(0.051)	(0.325)	(0.078)	(0.234)	(0.272)	(0.236)	(0.054)	(0.180)
Constant	-6.972	-198.937	15.432***	5.784	29.720	-25.134*	24.863	-33.412
	(5.250)	(366.191)	(4.515)	(14.431)	(16.098)	(10.070)	(57.385)	(36.875)
Adjusted R^2	0.006	0.143	0.074	0.101	-0.005	-0.009	0.104	-0.023
Observations	1244	33	1591	52	87	42	29	131

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

무형자산과 함께 재무 항목 중 기술 개발과 연관성이 높은 연구개발비에 대해서도 기업 규모에 상관없이 동일한 분석을 진행해 보았다.

업무 변화에 있어 총자산의 양(+)의 효과, 매출총이익의 음(-)의 효과 등은 이전 분석과 유사하게 나타났으며, 무형자산과 달리 유동자산 증가로 인한 업무 변화의 감소가 많은 산업에서 유의하게 나타났다는 점이 특별하다. 유동자산이 단기적인 자금 능력인 안정성을 나타낸다는 점에서 안정성이 높아지면 업무 변화를 감소시키는 방향으로 영향을 미칠 수 있음을 생각할 수 있다.

기술 변수로 살펴본 연구개발비의 경우도 전체적으로 업무 변화를 증가시키는

것으로 나타났는데, 세부 산업에 있어 제조업에서 이러한 효과가 크고 유의한 것으로 확인되었다.

〈표 5-9〉 기술(판매비와 관리비: 경상연구개발비)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.991***	1.055***	1.654***	9.274	0.710**
	(0.159)	(0.201)	(0.388)	(8.656)	(0.287)
부채비율	0.000*	0.000*	-0.000	-0.019	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.126)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.504***	-0.485**	-0.777**	8.916	-0.572**
	(0.163)	(0.213)	(0.326)	(19.584)	(0.256)
(로그) 매출총이익	-0.322***	-0.354***	-0.149	0.735	-0.184
	(0.099)	(0.111)	(0.205)	(2.238)	(0.272)
(로그) 매출액	0.205	0.122	0.947***	-31.479*	0.388
	(0.166)	(0.200)	(0.341)	(13.659)	(0.351)
COVID-19 더미	-1.584***	-1.461***	-0.287	1.876	-2.509***
	(0.071)	(0.076)	(0.237)	(6.246)	(0.139)
(로그) 경상연구개발비	0.121***	0.171***	-0.092	3.414	-0.038
	(0.042)	(0.048)	(0.094)	(2.130)	(0.078)
Constant	-11.884***	-12.209***	-42.472***	300.066*	-7.380
	(2.259)	(2.436)	(7.075)	(133.369)	(5.989)
Adjusted R^2	0.024	0.023	0.108	-0.041	0.059
Observations	9911	7533	263	49	2066

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

고용 분석과 마찬가지로 무형자산과 연구개발비 내의 세부 항목에 대해서도 동일한 분석을 진행하였고, 이들 분석 결과에서 기술 부문만을 취합하여 정리한 결과는 〈표 5-10〉과 같다.[34] 고용 분석에서는 무형자산의 하위 항목들이 대부분 유의하게 고용을 증가시키는 것으로 나타난 반면, 업무 변화에서는 전기가스수도업

(D&E)의 산업재산권을 제외하면 상대적으로 유의한 값들이 확인되지 않았다. 오히려 제조업의 개발비와 서비스업의 소프트웨어에서 업무를 약하게 감소시키는 모습도 관측된다. 반면 무형자산으로 구분되지 않고 비용으로 처리된 연구개발비 항목들은 제조업에서 비교적 업무 변화에 영향을 주는 것으로 확인되었다. 직접적인 비교를 위해 무형자산의 전체 및 기업 규모별 업무 내용 변화에 미치는 효과(계수)들을 정리해서 보면, 전체적으로 기술진보가 업무 변화 증가에 영향을 주는 것을 알 수 있고, 이는 제조업과 건설업(F)에서 보다 강력하게 나타나고 있음을 알 수 있다. 동시에 이러한 효과가 대체적으로 기업 규모가 큰 대기업과 중견기업에서 보다 뚜렷하게 나타나 재무 데이터 기반 기술로 인한 업무 변화가 중소기업에서 상대적으로 작다는 것을 파악할 수 있다.

〈표 5-10〉 산업별 무형자산 개별 항목 및 연구개발비가 업무에 미치는 효과

모형	산업 (KSIC)	무형자산				판관비 내 개발비		
		영업권	산업 재산권	개발비	소프트 웨어	연구비	경상 개발비	경상 연구개발비
(1)	Total	0.009	0.014	-0.024	-0.024	0.074	0.075	0.121***
(2)	Manuf	0.054	0.015	-0.048**	-0.025	0.019	0.099*	0.171***
(3)	F	0.003	0.004	0.070	-0.052	0.121	0.029	-0.092
(4)	D&E	-4.745	2.115**	0.163	0.659	1.303	-0.086	3.414
(5)	Service	-0.034	-0.022	-0.048	-0.101*	0.052	0.053	-0.038

주: 1) Standard errors in parentheses. * p 〈 0.1, ** p 〈 0.05, *** p 〈 0.01
2) 마찬가지로 다른 재무 변수들은 통제되었고, 무형자산 및 연구개발 관련 각 변수들은 로그 변환하여 추정

34) 개별 분석 결과는 부록을 참고하기 바란다.

〈표 5-11〉 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)이 업무에 미치는 효과

모형	산업(KSIC)	coef	coef_LF	coef_MF	coef_SF
(1)	Total	0.101***	0.224***	0.091***	0.038
(2)	Manuf	0.108***	0.261***	0.104***	0.072**
(3)	F	0.155***	0.244***	0.142**	0.104
(4)	D&E	0.174	0.157	-0.665	-0.841
(5)	Service	0.045	0.186**	0.048	-0.032
(6)	G&I	0.100***	0.230**	0.197***	0.003
(7)	H	0.210	-0.036	0.389	1.490**
(8)	J	0.046	0.199	0.067	-0.016
(9)	K	-0.147	0.041	-0.221	-0.056
(10)	L	-0.516***	-1.377	-0.935***	-0.430
(11)	M&N	-0.037	-0.144	0.099	0.111
(12)	P	0.121	-0.773	0.146	-0.255
(13)	R	-0.157*	-0.359	0.137	-0.393**

주: 1) * p 〈 0.1, ** p 〈 0.05, *** p 〈 0.01
2) 마찬가지로 다른 재무 변수들은 통제되었고, 무형자산은 로그 변환하여 추정

제 2 절 사업보고서 기반 기술진보에 따른 업무 변화 분석

고용 분석에서 언급하였듯이, 기술 관련 재무 데이터의 경우 연구개발 및 권리가 중심이라는 점에서 기술의 이질성(heterogeneity)에 대한 정보를 확인하기 어렵다. 최근 인공지능과 같은 기술의 발전은 과거의 기술진보와는 다른 측면이 있고, 업무의 변화에서도 이러한 기술의 특징 차이에 따라 영향을 다르게 받을 가능성이 있다. 고용 분석과 마찬가지로 사업보고서에서 키워드 기반으로 추정된 다양한 기술들이 업무 변화에 어떠한 영향을 미치는지에 대해 분석을 진행해 본다. 고용 분석에서 구축된 연구개발 및 특허 키워드 관련 기술 tech-words 1, 기술, 로봇, 자동화, IT 키워드로 구축된 보편적 측면의 기술인 tech-words 2, 그리고 다양한 인공지능 관련 키워드로 추정된 기술인 tech-words 3을 기술을 나타내는 $T_{i,j,t}$ 벡터로 하여 비슷한 분석을 진행해 보았다. 분석의 순서는 동일하게 서비스

업으로 포괄한 전체 분석과 서비스업 내 개발 산업들에 대한 분석을 진행해 보고, 각 분석에서 기업 규모별 분석을 추가하여 기업 규모별 특징까지도 함께 살펴보고자 한다.

먼저 전체를 대상으로 분석한 결과를 보면 이전 재무 데이터 기반 기술인 무형자산 및 연구개발과 유사하게 총자산 증가는 업무 변화 증가를, 매출총이익에 대해서는 감소를 나타냈으며, 매출액 증가도 업무 변화 증가를 가져오는 것으로 나타났다. 자산 증가의 효과가 전기가스수도업(D&E)을 제외한 모든 산업에서 업무 변화를 증가시키는 것으로 확인되었고, 그 변화의 정도 역시 다른 재무 변수들에 비해 큰 편이었다. 매출총이익도 전기가스수도업(D&E)을 제외하면 대부분의 산업에서 업무 변화를 감소시키는 것으로 확인되었고, 매출액은 개별 산업에서는 유의성이 나타나지 않았다. 코로나19로 인해 전체적인 업무 변화의 정도가 감소했으나, 이러한 모습은 제조업과 서비스업에서 주로 기인했음을 알 수 있다. 건설업(F)과 전기가스수도업(D&E)은 오히려 업무 변화가 증가한 모습을 보였다.

기술의 이질성을 고려한 세 가지 기술진보의 업무 변화에 대한 효과를 살펴보면 tech-words 1과 tech-words 2는 유의미하게 업무 변화를 감소시키는 것으로 나타났고, tech-words 3은 전체적으로 업무 변화를 증가시키나 유의하지 않은 것으로 확인되었다. 연구개발 및 특허 키워드로 측정된 기술진보(tech-words 1)에 따른 업무 변화의 감소 모습은 앞서 무형자산과 연구개발비가 업무 변화를 증가시키는 모습과 대조를 보인다는 점에서 흥미롭다. tech-words 1의 업무 감소 효과는 산업별로 차이를 나타내는데 제조업에서 가장 큰 영향(-2.210)을 미치는 것으로 확인되었고, 서비스업, 건설업(F) 순으로 감소 효과가 나타났다.

일반적 특징을 지닌 기술 tech-words 2 역시 전체적으로 업무 변화를 감소시키는 것으로 나타났다. 전기가스수도업(D&E)에서 큰 폭의 감소 효과가 나타났으며, 서비스업도 관련 기술진보가 업무를 감소시키는 것으로 확인되었다. 반면 건설업(F)의 경우에는 이러한 기술이 업무 변화를 증가시키는 것으로 나타나 산업 간에도 대조를 보였다.

인공지능 관련 tech-words 3은 전체에서는 유의하지 않았으나 일부 개별 산업

에서는 기술의 효과가 유의하게 나타났는데, 전기가스수도업(D&E)에서 큰 폭의 업무 변화 증가 효과를 보였고, 제조업에도 이러한 모습이 확인되었다. 인공지능 기술은 데이터 센터의 구축 및 거대 데이터의 학습과 훈련에 많은 전기를 사용하고, 최근 인공지능 반도체와 관련하여 공정 작업에서 수도의 사용도 급증하고 있는 만큼, 전기가스수도업(D&E)에서 업무 변화 증가는 이러한 측면에 기인한 것으로 판단된다.

〈표 5-12〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.400***	0.442***	0.523***	-5.639***	0.646***
	(0.089)	(0.105)	(0.187)	(1.767)	(0.120)
부채비율	-0.000	0.000	0.000	-0.002	-0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.004)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.102	-0.136	0.226	2.969**	-0.223**
	(0.082)	(0.099)	(0.192)	(1.402)	(0.107)
(로그) 매출총이익	-0.299***	-0.321***	-0.399***	-0.655	-0.234**
	(0.058)	(0.058)	(0.109)	(1.987)	(0.092)
(로그) 매출액	0.127*	0.073	0.104	0.323	0.161
	(0.077)	(0.094)	(0.160)	(1.894)	(0.108)
COVID-19 더미	-1.213***	-1.160***	0.757***	3.866**	-1.970***
	(0.045)	(0.043)	(0.091)	(1.587)	(0.083)
Tech-words 1	-1.832***	-2.210***	-0.531*	-1.674	-0.996***
	(0.140)	(0.143)	(0.309)	(3.007)	(0.243)
Tech-words 2	-0.806***	-0.360	2.530***	-17.081***	-1.483***
	(0.251)	(0.260)	(0.632)	(6.271)	(0.456)
Tech-words 3	1.287	2.890**	-3.137	162.057***	0.655
	(0.903)	(1.447)	(1.970)	(31.761)	(1.008)
Constant	-2.164*	-0.335	-12.738***	92.394***	-8.128***
	(1.198)	(1.264)	(2.048)	(25.970)	(2.088)
Adjusted R^2	0.022	0.032	0.070	0.038	0.028
Observations	31555	20770	1287	536	8962

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

기업 규모별로 기술진보의 특징을 살펴보면 먼저 대기업의 경우 tech-words 1의 업무 변화 감소 효과가 유의하게 확인이 되는데 이는 주로 제조업에서 기인하였다는 사실을 알 수 있다. tech-words 2는 건설업(F)에서만 업무 변화를 증가시키는 것으로 나타났고, tech-words 3은 전기가스수도업(D&E)에서 큰 폭의 업무 변화 증가를 가져온 것을 볼 수 있다.

〈표 5-13〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 업무에 미치는 영향: 대기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: LF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	1.010***	0.727*	0.381	4.327	1.412***
	(0.236)	(0.383)	(0.537)	(5.350)	(0.270)
부채비율	0.000	0.000	-0.000	-0.021*	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.011)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.202	-0.209	0.706	2.194	-0.445*
	(0.226)	(0.262)	(0.461)	(2.404)	(0.238)
(로그) 매출총이익	-0.606***	-0.808***	-0.207	-0.287	-0.408
	(0.183)	(0.242)	(0.290)	(2.909)	(0.326)
(로그) 매출액	0.267	0.469	-0.555	-3.856	0.285
	(0.240)	(0.398)	(0.340)	(5.732)	(0.296)
COVID-19 더미	-1.114***	-1.130***	0.690***	-2.229	-1.827***
	(0.147)	(0.146)	(0.213)	(4.514)	(0.234)
Tech-words 1	-1.180**	-2.494***	-0.866	25.071	-0.207
	(0.464)	(0.478)	(0.636)	(16.229)	(0.635)
Tech-words 2	0.048	-0.120	2.862**	-82.636	-0.436
	(0.772)	(0.839)	(1.193)	(64.550)	(1.216)
Tech-words 3	-0.247	-2.475	-0.267	192.090***	-2.005
	(2.370)	(3.182)	(2.176)	(43.350)	(4.122)
Constant	-13.205***	-4.924	-9.004*	-59.636	-23.781***
	(3.198)	(3.673)	(5.253)	(79.308)	(4.723)
Adjusted R^2	0.013	0.039	0.076	0.013	0.024
Observations	4265	2048	357	167	1693

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

중견기업에 대한 결과를 보면 tech-words 1과 tech-words 2에서 업무 변화 감소가 나타나며, 상대적으로 tech-words 1의 감소 효과가 더 큰 것으로 나타났다. tech-words 1은 제조업에서, tech-words 2는 서비스업에서 업무 변화 감소를 주도한 것으로 보이며, tech-words 2의 건설업(F)은 오히려 업무 변화를 증가시키는 모습도 나타냈다.

tech-words 3의 경우 제조업과 전기가스수도업(D&E)에서 업무 변화가 증가하였으며, 건설업(F)은 오히려 감소하여 대조를 나타냈다. 제조업에서는 tech-words 1이 업무 변화 감소와 함께 tech-words 3의 증가가 나타나는 반면, 건설업(F)에서는 tech-words 2의 업무 변화 증가와 tech-words 3의 감소가 확인되는 등 기술 특징에 따라 산업 내 업무 변화의 정도와 방향이 달라질 수 있음을 알 수 있다.

〈표 5-14〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 업무에 미치는 영향: 중견기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: MF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.335**	0.401***	0.528*	-10.493**	0.705***
	(0.138)	(0.150)	(0.272)	(4.161)	(0.182)
부채비율	-0.000***	-0.000***	0.000	-0.017	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.029)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.077	-0.187	0.269	4.817**	-0.149
	(0.120)	(0.145)	(0.249)	(2.191)	(0.159)
(로그) 매출총이익	-0.301***	-0.394***	-0.564***	8.305*	-0.263*
	(0.067)	(0.083)	(0.136)	(4.687)	(0.140)
(로그) 매출액	0.175*	0.201	0.284	-3.779	0.147
	(0.098)	(0.133)	(0.214)	(3.013)	(0.143)
COVID-19 더미	-1.050***	-1.031***	0.785***	0.987	-1.813***
	(0.058)	(0.050)	(0.121)	(1.897)	(0.126)
Tech-words 1	-1.878***	-2.438***	-0.280	-4.207	-0.481
	(0.198)	(0.207)	(0.445)	(12.576)	(0.381)

업무 변화 전체: MF	(1) Total	(2) Manuf (B&C)	(3) F	(4) D&E	(5) Service (Others)
Tech-words 2	-1.138***	-0.439	2.358**	-12.389	-3.194***
	(0.364)	(0.369)	(1.014)	(16.291)	(0.983)
Tech-words 3	0.632	4.604**	-23.633***	910.045**	-0.553
	(1.527)	(2.066)	(5.311)	(334.506)	(1.871)
Constant	-2.405	0.409	-14.676***	61.748	-10.709***
	(1.674)	(1.834)	(2.387)	(51.385)	(3.137)
Adjusted R^2	0.022	0.035	0.080	0.034	0.023
Observations	15180	10560	714	170	3736

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

마지막으로 중소기업을 살펴보면, tech-words 1의 업무 변화 감소 효과가 전체적으로 유의하게 나타났으며, 세부 산업에서 전기가스수도업(D&E)을 제외하면 대부분의 산업에서 업무 변화 감소를 나타냈다. 제조업이 상대적으로 서비스업보다 약간 큰 감소 효과를 보였다.

tech-words 2는 전체적으로 업무 변화 감소를 나타냈지만, 이는 주로 서비스업에 기인한 것으로 보이며, 건설업(F)에서는 상대적으로 업무가 증가하는 모습이 확인되었다.

tech-words 3은 중소기업 수준에서는 일단 유의성이 확인되지는 않았는데, 인공지능이 서비스업 내 세부 산업들과 연관성이 높다는 측면에서 개별 산업을 분석해보면 다른 결과를 나타낼 가능성이 있을 것으로 보인다. 이를 위해 마찬가지로 서비스업 내 세부 산업에 대해서도 동일한 분석을 진행하였다.

〈표 5-15〉 기술(사업보고서 키워드)이 산업별 업무에 미치는 영향: 중소기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체: SF	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.308**	0.442***	0.674	-7.439*	0.188
	(0.122)	(0.162)	(0.434)	(2.530)	(0.193)
부채비율	-0.000	0.000	0.000	-0.003	-0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.004)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.122	-0.114	-0.323	3.207	-0.191
	(0.120)	(0.158)	(0.361)	(4.874)	(0.180)
(로그) 매출총이익	-0.187***	-0.172**	-0.076	2.052	-0.194
	(0.071)	(0.084)	(0.203)	(9.145)	(0.132)
(로그) 매출액	-0.034	-0.173	0.256	3.338	0.060
	(0.109)	(0.135)	(0.313)	(15.314)	(0.184)
COVID-19 더미	-1.484***	-1.332***	1.042***	13.122	-2.141***
	(0.069)	(0.077)	(0.315)	(22.627)	(0.127)
Tech-words 1	-1.705***	-1.814***	-0.984*	27.600*	-1.581***
	(0.186)	(0.223)	(0.555)	(7.348)	(0.337)
Tech-words 2	-0.664**	-0.558	2.833**	46.004	-1.021*
	(0.326)	(0.392)	(1.155)	(55.891)	(0.590)
Tech-words 3	1.633	3.719	-14.375	-187.818	1.378
	(1.305)	(2.470)	(25.389)	(1146.707)	(1.395)
Constant	2.265	1.792	-13.354	-28.033	4.844
	(1.786)	(2.001)	(8.144)	(45.391)	(3.688)
Adjusted R^2	0.029	0.029	0.034	-0.168	0.043
Observations	11943	8162	216	38	3527

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

개별 서비스업 분석 결과 많은 산업에서 자산이 업무 변화 증가에 영향을 주었으며 특히 금융 및 보험업(K)에서 그 영향의 정도가 큰 것으로 나타났다. 부동산업(L)은 매출총이익과 매출액에 대해 유의미한 효과가 있었고, 부채비율의 수치가 작으나 여러 산업군에서 미세하게 업무 변화 감소에 영향을 주는 것으로 나타

났다.

기술의 경우 tech-words 1은 서비스업 내 대부분의 산업에서 업무 변화 감소 효과를 나타냈는데, 운수업(H)과 예술여가서비스업(R)에서 변화 영향이 컸고, 도소매숙박업(G&I), 정보통신업(J), 사업서비스업(M&N)에서도 업무 감소가 나타났다. 금융 및 보험업(K)은 오히려 업무 변화가 증가해 차이를 보였다. tech-words 2는 정보통신업(J)과 금융 및 보험업(K)에서 업무 변화 감소가 나타났고, 운수업(H)은 오히려 업무가 증가하는 효과가 확인되었다. tech-words 3은 정보통신업(J)과 부동산업(L)의 업무를 증가시키는 것으로 확인되었으나 사업서비스업(M&N)과 예술여가서비스업(R)에서는 업무를 감소시켰다. 특히 예술여가서비스업(R)에서 관련 업무가 큰 폭으로 감소하는 모습이 나타났는데, 최근 인공지능이 예술 및 문화 관련 업무들을 많은 부분 대체하는 모습과도 연결지어 생각해볼 수 있다.

〈표 5-16〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	0.682***	0.704	0.097	2.034***	-0.494	-0.313	0.340***	0.092
	(0.172)	(0.851)	(0.219)	(0.379)	(0.972)	(0.248)	(0.109)	(0.783)
부채비율	0.000	-0.000	-0.000***	-0.007*	0.000	0.000***	-0.001***	-0.000*
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.004)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.041	0.676	-0.176	-0.483***	0.289	0.414**	-0.004	-0.041
	(0.182)	(0.749)	(0.212)	(0.156)	(0.582)	(0.194)	(0.137)	(0.375)
(로그) 매출총이익	-0.166	-1.081	-0.216	-0.476	-0.670*	0.005	0.202	0.178
	(0.115)	(0.707)	(0.181)	(0.359)	(0.385)	(0.118)	(0.341)	(0.407)
(로그) 매출액	0.099	-0.480	0.341	0.223	0.770**	-0.100	-0.371	0.929
	(0.144)	(0.544)	(0.209)	(0.274)	(0.361)	(0.201)	(0.394)	(0.731)
COVID-19 더미	-1.405***	-1.898***	-3.239***	-1.072***	-0.259	0.956***	-1.129***	0.880**
	(0.103)	(0.620)	(0.074)	(0.286)	(0.704)	(0.144)	(0.148)	(0.428)
Tech-words 1	-2.147***	-9.005***	-0.785**	1.642**	0.922	-1.770**	-0.275	-3.079**
	(0.391)	(2.742)	(0.346)	(0.696)	(4.607)	(0.801)	(0.275)	(1.504)

업무 변화 서비스업	(1) G&I	(2) H	(3) J	(4) K	(5) L	(6) M&N	(7) P	(8) R
Tech-words 2	-0.533	26.241*	-2.004***	-4.136**	3.465	-0.490	0.768	0.888
	(0.758)	(13.538)	(0.606)	(1.692)	(4.084)	(1.982)	(1.144)	(2.049)
Tech-words 3	0.153	-55.848	4.075***	-1.653	92.336***	-7.266*	-10.766	-245.698***
	(3.877)	(67.506)	(1.027)	(1.351)	(28.299)	(3.793)	(7.000)	(87.726)
Constant	-13.499***	4.016	0.739	-37.103***	2.794	0.654	-3.637***	-26.621*
	(3.645)	(12.624)	(2.968)	(8.930)	(22.488)	(4.289)	(0.893)	(14.732)
Adjusted R^2	0.057	0.026	0.058	0.056	0.016	0.036	0.161	0.047
Observations	2860	546	3535	1010	202	304	177	328

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

마찬가지로 기업 규모별로 살펴보면 추가적인 특징을 검토할 수 있다. 대기업에서는 tech-words 1의 업무 변화 감소가 도소매숙박업(G&I), 부동산업(L), 사업서비스업(M&N)에서 나타났고, 부동산업(L)에서의 효과가 상대적으로 크게 확인되었다. tech-words 2는 전체적으로 서비스업 내 산업에서 대기업들의 업무 변화에는 유의미한 영향을 미치지는 못하는 것으로 나타났다. tech-words 3은 도소매숙박업(G&I)과 운수업(H)에서만 유의미한 업무 변화 감소를 나타냈고 다른 산업군에서는 유의한 효과를 검토할 수 없었다. 교육서비스업(P)과 예술여가서비스업(R)은 이전 분석과 마찬가지로 부족한 샘플 수로 인해 정확한 분석을 수행하지 못하였다.

〈표 5-17〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 대기업

업무 변화 서비스업: LF	(1) G&I	(2) H	(3) J	(4) K	(5) L	(6) M&N	(7) P	(8) R
(로그) 총자산	1.135***	3.132***	-0.096	0.494	0.019	-0.858	1.862	1.243
	(0.355)	(1.043)	(0.751)	(0.947)	(3.073)	(0.671)	(.)	(.)
부채비율	-0.000	-0.000*	-0.000	-0.016***	0.000	0.001	-0.027	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.002)	(0.004)	(0.000)	(0.000)	(.)	(.)
(로그) 유동자산	-0.261	-1.409	0.690	-0.208	-0.332	0.847	-1.037	4.430
	(0.301)	(1.211)	(0.722)	(0.461)	(1.579)	(0.445)	(.)	(.)

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: LF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 매출총이익	-0.098	-2.001**	-0.176	-0.853	0.197	-0.077	-0.407	1.376
	(0.579)	(0.760)	(0.725)	(0.594)	(1.273)	(1.831)	(.)	(.)
(로그) 매출액	0.085	0.457	0.373	1.085**	2.476**	0.065	-0.484	-10.545
	(0.554)	(0.999)	(0.807)	(0.456)	(0.633)	(2.119)	(.)	(.)
COVID-19 더미	-1.046***	-1.936	-3.558***	-0.939**	-3.517	0.704	-0.481	16.493
	(0.324)	(1.277)	(0.186)	(0.438)	(1.760)	(0.503)	(.)	(.)
Tech-words 1	-4.999***	-7.992	-0.181	2.669**	-34.607**	-2.486*	0.631	13.587
	(1.050)	(4.858)	(0.968)	(1.193)	(9.155)	(1.005)	(.)	(.)
Tech-words 2	2.627	26.819	-0.683	-3.150	17.113	-7.453	-21.288	-26.499
	(5.482)	(25.617)	(1.480)	(2.392)	(31.180)	(3.729)	(.)	(.)
Tech-words 3	-36.866**	-144.251**	6.201	3.579	41.940	-7.934	26.750	-1522.940
	(16.819)	(56.105)	(4.338)	(8.500)	(30.862)	(6.101)	(.)	(.)
Constant	-22.588***	-11.434	-19.116*	-15.999	-48.307	3.642	2.594	91.072
	(8.165)	(13.408)	(9.939)	(19.370)	(49.990)	(5.382)	(.)	(.)
Adjusted R^2	0.081	0.046	0.047	0.046	0.173	0.101	-0.071	0.761
Observations	506	236	491	323	32	70	16	19

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

중견기업은 다양한 측면에서 대기업과 차이를 보이는데, 일단 자산 규모의 효과가 많은 산업에서 유의미하게 나타났고, 수치는 작으나 부채비율도 마찬가지였다. 도소매숙박업(G&I)의 중견기업은 매출총이익(-)과 매출액(+)에도 유의하게 업무 변화를 나타내 다른 산업과 차이를 보였다.

기술의 경우 tech-words 1은 도소매숙박업(G&I)과 운수업(H), 사업서비스업(M&N)에서 업무 변화 감소를 가져왔지만, 금융 및 보험업(K)에서는 업무 변화 증가를 나타냈다. tech-words 2는 운수업(H)에서는 업무 변화 증가가, 정보통신업(J)과 금융 및 보험업(K)에서는 업무 변화 감소가 나타났고, 다른 산업들은 양(+)의 값을 보였으나 유의한 결과로 판단되지 않았다.

tech-words 3은 많은 산업에서 유의미한 결과를 나타냈는데, 도소매숙박업(G&I)과 예술여가서비스업(R)이 업무 변화를 감소시킨 반면, 운수업(H)과 정보통

신업(J), 부동산업(L)에서는 업무 변화가 증가하여 중견기업에서 관련 기술의 서비스업별 업무 변화 효과는 차이를 나타냈다.

〈표 5-18〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 중견기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: MF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	1.005***	-0.720	-0.077	2.241***	0.256	-0.492**	0.519**	0.958
	(0.261)	(1.513)	(0.308)	(0.373)	(1.063)	(0.177)	(0.224)	(0.710)
부채비율	0.000	0.000	-0.000	-0.012*	0.006	0.000**	-0.001**	-0.000***
	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.006)	(0.008)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.064	1.019	-0.087	-0.385**	0.891	0.202	-0.054	0.486
	(0.281)	(1.114)	(0.310)	(0.176)	(0.625)	(0.304)	(0.170)	(0.711)
(로그) 매출총이익	-0.475**	0.209	0.034	-0.680	-3.140	0.145	-0.019	-0.492
	(0.236)	(1.342)	(0.241)	(0.456)	(2.339)	(0.147)	(0.232)	(1.319)
(로그) 매출액	0.432*	-1.080	0.229	0.224	2.086	0.131	-0.291	0.032
	(0.225)	(1.673)	(0.309)	(0.349)	(1.502)	(0.343)	(0.393)	(2.800)
COVID-19 더미	-1.566***	-1.091	-3.160***	-1.260***	1.886	1.161***	-1.111***	0.788
	(0.112)	(0.768)	(0.128)	(0.255)	(1.652)	(0.165)	(0.143)	(1.208)
Tech-words 1	-2.385***	-10.326*	-0.459	1.821**	9.916	-1.857*	-0.228	-5.730
	(0.720)	(5.161)	(0.492)	(0.833)	(5.886)	(0.900)	(0.334)	(6.187)
Tech-words 2	0.237	37.632***	-4.507***	-7.316***	1.993	1.249	0.655	3.734
	(1.385)	(12.696)	(1.336)	(2.590)	(4.651)	(1.862)	(1.101)	(16.267)
Tech-words 3	-3.987*	236.647***	4.706**	-5.139	121.940**	-4.748	-10.863	-710.961***
	(2.078)	(30.010)	(2.027)	(16.466)	(37.082)	(2.910)	(7.786)	(191.829)
Constant	-25.984***	17.157	-0.145	-38.910***	-11.732	1.039	-3.705**	-25.694
	(5.612)	(22.204)	(4.281)	(9.934)	(26.224)	(7.257)	(1.263)	(36.274)
Adjusted R^2	0.071	0.020	0.045	0.068	0.186	0.016	0.138	0.027
Observations	985	253	1390	623	63	191	132	99

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

마지막으로 중소기업에서 tech-words 1은 도소매숙박업(G&I), 정보통신업(J), 예술여가서비스업(R)에서 업무 변화 감소를, 금융 및 보험업(K)에서는 업무 변화 증가를 나타냈고, tech-words 2에서는 사업서비스업(M&N)만이 높은 폭의 업무 변화 증가를 가져왔다.

전체 서비스업에서는 유의한 결과가 나타나지 않았던 tech-words 3의 경우, 일부 세부 산업에서는 유의한 결과가 확인되었는데, 도소매숙박업(G&I), 정보통신업(J)에서 업무 변화 증가가 나타난 반면, 예술여가서비스업(R)에서는 큰 폭의 감소가 나타나 서비스업 내 중소기업의 산업별 특징에 따라 업무 변화 영향이 다르게 나타나는 것을 알 수 있다.

〈표 5-19〉 기술(사업보고서 키워드)이 서비스업별 업무에 미치는 영향: 중소기업

업무 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
서비스업: SF	G&I	H	J	K	L	M&N	P	R
(로그) 총자산	0.202	1.244	0.113	3.670***	-2.106	1.458	0.255	-0.131
	(0.234)	(5.957)	(0.324)	(0.934)	(1.700)	(1.578)	(0.902)	(0.951)
부채비율	-0.000	-0.006	-0.000***	0.001	-0.000	0.005*	-0.001	-0.000
	(0.000)	(0.007)	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.002)	(0.003)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.062	2.800	-0.479	-2.611*	0.408	0.271	0.067	-0.270
	(0.271)	(2.583)	(0.296)	(1.327)	(1.100)	(0.389)	(0.024)	(0.397)
(로그) 매출총이익	-0.072	-1.079	-0.426*	1.455	-0.458	-0.153	-1.276	0.475
	(0.147)	(2.500)	(0.253)	(1.681)	(0.537)	(0.159)	(1.750)	(0.530)
(로그) 매출액	-0.092	-1.827*	0.191	-0.693	1.284*	-0.460	0.941	0.980
	(0.201)	(0.673)	(0.290)	(0.842)	(0.597)	(0.394)	(2.236)	(0.773)
COVID-19 더미	-1.407***	-0.949	-3.236***	-4.008**	-2.218	1.164*	-1.281	0.426
	(0.153)	(3.798)	(0.107)	(1.608)	(1.470)	(0.478)	(0.903)	(0.383)
Tech-words 1	-1.753***	4.538	-1.032*	3.995*	-7.488	-1.531	-0.083	-2.139*
	(0.414)	(14.440)	(0.548)	(1.881)	(5.147)	(2.516)	(0.754)	(1.089)
Tech-words 2	-1.211	48.539	-1.243	-2.138	4.507	12.227*	5.563	0.231
	(0.875)	(69.068)	(0.824)	(3.779)	(10.602)	(5.590)	(10.861)	(1.288)
Tech-words 3	14.979***	0.000	3.736***	-5.110	164.470	4.684	-747.197	-267.180**
	(5.681)	(.)	(1.334)	(3.611)	(100.119)	(87.805)	(379.973)	(110.018)
Constant	1.913	-30.347	15.953***	-47.924*	25.948	-30.362	-0.715	-22.481
	(5.294)	(55.152)	(4.908)	(22.319)	(27.768)	(27.101)	(32.954)	(16.389)
Adjusted R^2	0.056	0.001	0.078	0.125	0.008	-0.062	0.157	0.048
Observations	1369	51	1654	64	107	43	29	210

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

사업보고서의 키워드를 통해 추정한 기술의 업무 내용 분석 효과 결과를 산업별 및 기술별로 재정리하면 〈표 5-20〉과 같다. tech-words 1은 몇 개의 산업을 제외하면 정도의 차이는 있으나 전체적으로 업무 변화를 감소시키는 영향을 주는 것으로 보인다. tech-words 2도 전체적으로는 업무 변화를 감소시키는 것으로 확인되나 유의성이 있는 산업의 수는 tech-words 1보다 적었다. tech-words 3은 전 산업으로 보면 유의하지는 않았지만 다수의 개별 산업에서 업무 변화 증가 효과가 나타났다. 제조업과 전기가스수도업(D&E), 정보통신업(J), 그리고 부동산업(L)에서는 유의미한 업무 변화 증가 효과가 나타난 반면 사업서비스업(M&N)과 예술여가서비스업(R)에서는 업무 변화의 감소 효과를 나타내 대조를 나타냈다.

한 가지 주목할 만한 점은 여러 산업에서 tech-words 3의 업무 변화 정도가 다른 기술인 tech-words 1과 2에 비해 상당히 크다는 점이다. 이는 기존의 기술

〈표 5-20〉 산업별 기술(사업보고서 키워드)이 업무에 미치는 효과

모형	산업(KSIC)	coef_tech1	coef_tech2	coef_tech3	combined effect
(1)	Total	-1.832***	-0.806***	1.287	(-)
(2)	Manuf	-2.210***	-0.360	2.890**	(+)
(3)	F	-0.531*	2.530***	-3.137	(+)
(4)	D&E	-1.674	-17.081***	162.057***	(+)
(5)	Service	-0.996***	-1.483***	0.655	(-)
(6)	G&I	-2.147***	-0.533	0.153	(-)
(7)	H	-9.005***	26.241*	-55.848	(+)
(8)	J	-0.785**	-2.004***	4.075***	(+)
(9)	K	1.642**	-4.136**	-1.653	(-)
(10)	L	0.922	3.465	92.336***	(+)
(11)	M&N	-1.770**	-0.490	-7.266*	(-)
(12)	P	-0.275	0.768	-10.766	.
(13)	R	-3.079**	0.888	-245.698***	(-)

주: 1) * p 〈 0.1, ** p 〈 0.05, *** p 〈 0.01
2) 마찬가지로 개별 모형에서 다른 재무 변수들은 통제됨
3) 결합효과(combined effect)는 유의한 계수의 합을 기준으로 평가함

들과 비교해 인공지능 기반 기술진보가 일부 산업에서는 업무 변화에 상당히 큰 영향을 미칠 수 있음을 의미하고, 이러한 업무 변화는 결과적으로 일자리와 관련 산업의 노동시장 변화로 연결될 수 있다는 점에서 주목할 필요가 있다.

동일 분석에서 기업 규모별로 추정한 기술의 업무 변화 효과 역시 정리하면 〈표 5-21〉과 같다.

연구개발 및 특허 기반 tech-words 1을 살펴보면 전체적으로 규모와 상관없이 tech-words 1의 업무 변화 감소 효과는 유의한 것으로 확인된다. 제조업에서는 대기업과 중견기업이 상대적으로 더 큰 업무 변화 감소 효과를 나타냈으며, 서비스업은 오히려 중소기업의 업무 변화 감소 효과가 더욱 컸다.

기업 규모가 증가함에 따라 업무 변화 감소 효과가 크게 나타난 산업은 도소매숙박업(G&I)이 있으며 사업서비스업(M&N)도 대기업과 중견기업에서 업무 변화 감소 효과가 컸다. 건설업(F), 정보통신업(J), 예술여가서비스업(R)은 중소기업에서만 유의하게 업무 변화 감소 효과가 있었으며, 금융 및 보험업(K)은 다른 산업들과 차별적으로 모든 기업 규모에서 업무 변화가 증가하는 것으로 확인되는 특징이 있었다.

기술, 로봇, 자동화 기반 tech-words 2는 다수 산업의 중견기업에서 업무 변화 감소 효과가 있는 것으로 확인되었다. 대기업은 건설업(F)만이 업무 변화 증가를 나타내고, 다른 산업에서는 유의한 결과를 확인하지 못하였지만, 중견기업에서 정보통신업(J)과 금융 및 보험업(K)의 감소 효과가 유의하게 나타났다. 건설업(F), 운수업(H)에서는 업무 증가 효과가 나타난 반면 제조업은 유의미한 결과가 나타나지 않았다. 중소기업도 전체적으로는 업무 변화 감소 효과를 확인했는데 이는 서비스업에서 나타났고, 건설업(F)과 사업서비스업(M&N)에서는 오히려 업무 변화가 증가하였다.

마지막으로 인공지능 기반 tech-words 3은 전기가스수도업(D&E)에서 대기업과 중견기업의 업무 변화 증가 효과가 크게 나타났고, 예술여가서비스업(R)은 오히려 중견기업과 중소기업에서 큰 폭의 업무 변화 감소가 나타나 대조를 보였다. 제조업은 중견기업에서 업무 변화 증가를 보인 반면, 건설업에서는 오히려 반대로

감소하는 모습을 나타냈다. 서비스업 내에서 도소매숙박업(G&I)은 대기업과 중견기업에서 업무 변화 감소가 나타난 반면, 중소기업에서는 오히려 증가하여 산업 내 기업 규모에 따라 기술의 업무 변화 효과의 차이가 관측되었다. 이는 운수업(H)에서도 관측되는데 대기업에서는 업무 변화 감소가, 중견기업에서는 오히려 증가하는 효과를 보여주었다. 정보통신업(J)은 중견 및 중소기업에서 업무 변화 증가가 나타나는 등 기업 규모별 효과 차이가 산업의 특징에 따라 달랐다. 대체로 관련 기술에 따른 업무 변화의 정도가 크다는 점은 이전의 두 기술이 가져다주는 업무 변화의 정도에 비해 인공지능 기술이 가져다줄 수 있는 업무 변화의 폭이 넓다는 것을 의미한다. 이는 다른 기술들이 일부 독점적이고 제한적인 권리에서 기술진보의 효과가 발생한다면, 인공지능이 지니는 범용성의 특징이 이러한 정도의 차이를 나타낸다고 볼 수 있다.[35)]

전체적으로 보면 키워드 기반 기술진보에 따른 업무 변화의 경우 기술의 특징 및 산업, 그리고 기업 규모에 따라 차이를 보이는 것을 알 수 있다. 산업별 차이는 있지만 tech-words 1과 tech-words 2는 전반적으로 업무 변화의 감소를 보인 반면, tech-words 3은 다수의 산업에서 업무 변화 증가가 나타났고, 관련 효과의 정도가 상당히 크다는 점에서 앞서 두 기술과의 차이를 파악할 수 있다.

고용과 마찬가지로 기술진보에 따른 업무 변화 효과 역시 각 기술들의 복합적인 결합으로 전체적인 효과를 판단할 수 있다(〈표 5-20〉). 각 기술의 업무 증가 및 감소 효과가 상쇄되는 정도에 따라 기술진보의 전체적인 업무 변화 효과가 어떠한지 살펴볼 수 있다. 전 산업에서 살펴보면 tech-words 1과 2의 업무 감소 효과가 크게 확인되어서 기술진보에 따른 전체적인 업무 변화 감소가 나타난다. 하지만 산업별로 살펴보면 차이를 보이는데 제조업에서는 tech-words 3의 업무 증가 효과(2.890)가 tech-words 1의 업무 감소 효과(-2.210)에 비해 약간 큰 것으

35) 초기 인공지능 모델 개발에는 많은 비용이 들지만, 다수의 글로벌 빅테크 기업들이 인공지능 모델(예: 메타(Llama), 구글(Gemma) 등)을 무료로 공개하고, 최근에는 개발 비용이 상당히 낮은 딥시크(DeepSeek)가 등장하는 등 인공지능 기술은 비용적인 측면에서도 다른 독점적 기술들에 비해 범용성이 높아지고 있다.

로 확인되어 전체적인 업무 증가가 있는 것으로 보인다. 반면 서비스업에서는 tech-words 1(-0.996)과 tech-words 2(-1.483)에서 업무 감소 효과를 보여, 기술진보에 따른 전체적인 업무가 감소하는 것으로 나타나 제조업과 대조를 보였다. 서비스업 내 세부 산업을 보면 운수업(H)의 경우 tech-words 2의 업무 증가(26.241)가 tech-words 1의 업무 감소(-9.005)보다 큰 값을 보여 전체적인 업무 증가 효과가 나타나고, 정보통신업(J) 역시 tech-words 1과 2의 업무 감소 정도에 비해 tech-words 3의 업무 변화 증가 폭이 더 커 마찬가지로 업무 변화가 증가하는 것을 알 수 있다. 예술여가서비스업(R)의 경우 tech-words 1의 업무 감소에 더해 tech-words 3도 큰 폭의 업무 감소 효과를 나타내 전체적인 업무 변화 감소의 폭을 증가시키고 있다. 서비스업 내 산업들을 살펴보면 다양한 기술진보 효과의 증가와 감소의 상쇄를 고려했을 때 대체적으로 업무 변화가 감소하는 것으로 확인되었고, 이러한 모습이 전 산업에서의 업무 감소 모습으로 이어졌을 것으로 예상된다.

기업 규모별(〈표 5 - 21〉)로 살펴보아도 비슷한 부분을 확인할 수 있는데, 유의성을 기준으로 기업 규모에 상관없이 전 산업에서는 기술진보로 인한 전체적인 업무 변화가 감소한 것을 볼 수 있다. 제조업은 대기업과 중소기업의 전체적인 업무 감소와 달리 중견기업에서는 tech-words 1의 업무 감소(-2.438)에 비해 tech-words 3의 업무 증가(4.604)가 상대적으로 큰 것으로 나타나 전체적으로 업무 증가가 나타났고, 이를 통해 기업 규모 구분 없이 확인한 제조업의 전체적인 업무 증가 효과는 중견기업에서 기인한 것을 알 수 있다. 서비스업의 전체적인 업무 감소 효과도 tech-words 2의 중견기업에 대한 업무 변화 감소와 tech-words 1과 2의 중소기업에 대한 감소 효과가 복합적으로 이루어진 것을 알 수 있다. 서비스업 내 세부 산업별로 이러한 복합적인 효과의 차이를 나타냈는데, 운수업(H)의 경우 대기업에서는 tech-words 3의 업무 감소 효과가 크게 나타난 반면 중견기업에서는 tech-words 1(-10.326)의 감소 효과에 비해 tech-words 2(37.632)와 tech- words 3(236.647)에서 큰 폭의 업무 증가 효과를 나타내 운수업(H) 전체로는 기술진보에 따른 업무 증가 모습이 관측되었다. 정보통신업(J)

의 경우 중견기업에서 tech-words 2의 업무 감소(-4.507)에 비해 tech-words 3의 업무 증가(4.706) 효과가 상대적으로 크고, 중소기업에서도 tech-words 1의 업무 감소(-1.032)에 비해 tech-words 3의 업무 증가(3.736) 효과가 더 크게 나타나 정보통신업(J) 전체로는 업무 변화가 증가한 것을 알 수 있다. 예술여가서비스업(R)은 tech-words 3의 중견 및 중소 기업의 업무 감소 효과가 압도적으로 크게 나타나 전체적인 업무 감소를 이끌었다.

이와 같이 기술진보의 노동 효과 분석과 마찬가지로 기술진보에 따른 전체적인 업무 변화의 효과도 개별 기술의 결합된 효과(combined effect)를 통해 확인할 수 있으며, 이는 산업 및 기업 규모별로 차이를 나타내고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-21〉 산업 및 기업 규모별 기술(사업보고서 키워드)이 업무에 미치는 효과

Tech-words 1				
모형	산업(KSIC)	coef_tech1_LF	coef_tech1_MF	coef_tech1_SF
(1)	Total	-1.180**	-1.878***	-1.705***
(2)	Manuf	-2.494***	-2.438***	-1.814***
(3)	F	-0.866	-0.280	-0.984*
(4)	D&E	25.071	-4.207	27.600*
(5)	Service	-0.207	-0.481	-1.581***
(6)	G&I	-4.999***	-2.385***	-1.753***
(7)	H	-7.992	-10.326*	4.538
(8)	J	-0.181	-0.459	-1.032*
(9)	K	2.669**	1.821**	3.995*
(10)	L	-34.607**	9.916	-7.488
(11)	M&N	-2.486*	-1.857*	-1.531
(12)	P	0.631	-0.228	-0.083
(13)	R	13.587	-5.730	-2.139*

Tech-words 2				
모형	산업(KSIC)	coef_tech2_LF	coef_tech2_MF	coef_tech2_SF
(1)	Total	0.048	-1.138***	-0.664**
(2)	Manuf	-0.120	-0.439	-0.558
(3)	F	2.862**	2.358**	2.833**

Tech-words 2				
모형	산업(KSIC)	coef_tech2_LF	coef_tech2_MF	coef_tech2_SF
(4)	D&E	-82.636	-12.389	46.004
(5)	Service	-0.436	-3.194***	-1.021*
(6)	G&I	2.627	0.237	-1.211
(7)	H	26.819	37.632***	48.539
(8)	J	-0.683	-4.507***	-1.243
(9)	K	-3.150	-7.316***	-2.138
(10)	L	17.113	1.993	4.507
(11)	M&N	-7.453	1.249	12.227*
(12)	P	-21.288	0.655	5.563
(13)	R	-26.499	3.734	0.231

Tech-words 3				
모형	산업(KSIC)	coef_tech3_LF	coef_tech3_MF	coef_tech3_SF
(1)	Total	-0.247	0.632	1.633
(2)	Manuf	-2.475	4.604**	3.719
(3)	F	-0.267	-23.633***	-14.375
(4)	D&E	192.090***	910.045**	-187.818
(5)	Service	-2.005	-0.553	1.378
(6)	G&I	-36.866**	-3.987*	14.979***
(7)	H	-144.251**	236.647***	0.000
(8)	J	6.201	4.706**	3.736***
(9)	K	3.579	-5.139	-5.110
(10)	L	41.940	121.940**	164.470
(11)	M&N	-7.934	-4.748	4.684
(12)	P	26.750	-10.863	-747.197
(13)	R	-1522.940	-710.961***	-267.180**

주: 1) * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$
2) 마찬가지로 개별 모형에서 다른 재무 변수들은 통제됨
3) LF는 대기업, MF는 중견기업, SF는 중소기업을 의미함

제 3 절 기술진보에 따른 산업별 업무 변화 요약

고용 효과 분석과 유사하게 기술진보가 업무 변화에 미치는 영향에 대해 살펴본 결과 기술 관련 재무 변수인 무형자산의 경우, 전체적으로 기술진보가 업무 변화 증가에 영향을 주는 것으로 확인되었고, 이는 제조업과 건설업에서 보다 뚜렷하게 나타났다. 반면 사업보고서 키워드 기반 기술진보에 따른 업무 변화의 경우 기술의 특징 및 산업, 그리고 기업 규모에 따라 차이를 나타냈다. 세부적인 산업별 차이는 있지만 tech-words 1과 tech-words 2는 전반적으로 업무 변화의 감소를 보인 반면, tech-words 3은 다수의 산업에서 업무 변화 증가의 모습이 나타났고, 관련 효과의 정도가 상당히 크다는 점에서 앞서 두 기술과의 차이를 파악하였다. 고용과 마찬가지로 전체적인 업무 변화의 효과는 개별 기술의 결합된 효과(combined effect)를 통해 확인할 수 있으며, 제조업은 (+), 서비스업은 (-)를 나타내는 등 산업별 차이도 확인하였다.

앞서 고용 효과와 본 분석 결과를 결합하여 궁극적으로 기술진보가 업무-고용에 어떠한 방향으로 영향을 미치는지 이들의 관계에 대해 탐색해 볼 수 있다.

제 4 절 기술진보에 따른 산업별 업무와 고용 효과의 비교

앞서 집계 데이터(aggregate data) 및 기업 데이터(firm-level data)를 활용한 분석을 통해 기술진보에 따른 업무와 고용 효과를 살펴보았다. 업무 변화 분석에서도 언급하였듯이, 노동수요(고용)의 증가는 임금을 비롯해 다양한 요인이 영향을 미칠 수 있으며, 업무 변화가 실질적인 고용 변화로 이어지는지를 살펴볼 필요가 있다. 그렇다면 기술진보에 따른 고용과 업무 변화가 같은 방향으로 이루어질 것인가? 기술진보의 업무 및 고용 효과는 다음의 네 가지 경우[36]를 예상할 수 있다.

36) 한쪽이 변화하지 않는 경우(업무나 고용이 변화 없는 경우)도 있지만 보다 직관적인 비교를 위해 네 가지 경우를 상정하였다.

〈표 5-22〉 기술진보에 따른 업무 및 고용 효과의 변화 방향

기술진보	task\emp	2nd			
		고용 ⇧	case	고용 ⇩	case
1st	업무 ⇧	⇧⇧	… ①	⇧⇩	… ②
	업무 ⇩	⇩⇧	… ③	⇩⇩	… ④

일반적으로 업무와 고용은 ①과 ④의 관계, 즉 업무와 고용의 긍정적 구조(positive mechanism)를 기대해볼 수 있다. 일반적으로 업무의 증가가 고용의 증가로 이어질 수(①) 있고, 업무의 감소가 고용의 감소로 연결(④)될 수 있다. 기술진보가 초래한 업무가 늘어나면 기업은 이를 처리할 사람을 좀 더 고용하게 될 것이고, 반대로 기술이 많은 업무를 대체하여 줄인다면, 이를 수행하는 인력 역시 줄일 가능성이 높다. 이러한 업무와 고용의 연결고리는 직관적이다.

반면 주목할 만한 모습은 ②, ③이다. 먼저 ②는 기술진보로 인해 업무는 증가하는 반면, 고용이 감소하는 모습을 나타내는 경우이다. 기술이 발전해서 할 수 있는 업무는 상대적으로 늘어나는 반면, 이를 실질적으로 수행하는 인력은 줄어드는 것을 의미한다. 업무가 늘어난다는 것과 함께 기술 발전으로 해낼 수 있는 것들이 많아지는데, 이는 기술 자체의 범용성(汎用性)뿐만 아니라 다수의 사람들이 보다 편하고 쉽게 진보된 기술을 활용할 수 있는 경우를 생각해볼 수 있다. 반면 이처럼 발전된 기술로 인해 고용되는 인력(α)에 비해 대체하여 감소하는 인력(β)이 더 큰 경우($\alpha < \beta$) 전체적인 고용은 감소할 것으로 예상된다.

반대로 ③의 경우 업무는 감소하지만 고용이 증가하는 형태를 나타낸다. 기술진보가 업무를 감소시킨다는 것은 기술을 활용할 수 있는 범위가 작아진다는 것을 나타내고, 이는 기술의 활용이 배타적이고 제한적으로 사용되는 경우를 예상해 볼 수 있다. 발전된 기술이 일부 관련된 업무를 증가(γ)시킬 수 있음에도 배타적인 특성은 상대적으로 기존 업무의 큰 감소(δ)를 초래할 수 있고, 이는 전체적인 업무 감소($\gamma < \delta$)로 이어질 수 있다. 반면 독점적인 업무의 수행은 관련 업무를 집중적으로 수행할 인력의 수요를 높일 수 있으며, 이를 통해 전체적인 고용을 증가시킬

수 있다. 특허나 연구개발의 경우 수행할 수 있는 업무의 범위가 제약적임에도 관련 인력에 대한 수요는 상대적으로 높다는 점에서 이와 비슷한 측면이 있다.

이처럼 기술진보에 따른 업무 및 고용에 대한 효과는 다를 가능성도 존재한다. 이에 이전 분석에서 파악된 기술진보의 업무와 고용에 대한 효과를 산업 및 기업 규모별로 비교해 보고 특징을 파악해 보았다. 앞서 여러 기술에 대한 산업 및 기업 규모별 분석 결과가 제시되다 보니 다소 많은 표들이 보고되었기에, 고용과 업무 효과의 직관적인 비교를 위해 첫째, 계수들의 방향성만을 표시한 표와 둘째, 업무와 고용 계수의 산업별 산포도를 통해 각 산업의 위치를 살펴보는 것으로 기술진보의 업무-고용 효과를 비교 관찰하였다.

고용과 업무에 대한 기술진보 효과의 방향성만을 정리한 표의 경우 유의한 계수 값들(유의수준 10% 이하)만을 (+)와 (-)로 표시하였고, 유의하게 나타나지 않은 산업 및 기업에 대해서는 단순 점(.)으로 표시하였다.[37] 계수 값을 확인할 수 있는 업무와 고용 계수의 산포도는 x축을 업무, y축은 고용으로 하여 관련 산업별 계수 값들이 어느 정도 위치에 있는지 살펴보았고, 계수의 유의성을 구분하기 위해 업무와 고용 모두에서 유의한 경우는 파랑, 고용만 유의할 경우는 빨강, 업무만 유의할 경우는 초록, 양쪽 모두 유의하지 않을 경우에는 회색으로 처리해 두었다. 사분면(quadrant)을 기준으로 1사분면은 '업무(+), 고용(+)', 2사분면은 '업무(-), 고용(+)', 3사분면은 '업무(-), 고용(-)', 4사분면은 '업무(+), 고용(-)'을 나타낸다.

먼저 무형자산의 증가를 기술진보로 간주하여 살펴본 추정 계수들의 방향성은 다음과 같다. 무형자산으로 살펴본 기술진보가 고용과 업무에 미치는 영향은 대체로 같은 방향으로 확인된다. 전체를 제외하면 산업별로는 고용과 업무에 양방향 모두에서 유의하게 나타나는 모습이 잘 관측되지는 않지만 대체적으로 무형자산으로 측정한 기술진보는 산업별 고용과 업무를 증가시키는 긍정적인 방향으로 작용하는 것을 알 수 있다. 제조업에서 대기업, 운수업(H)은 중소기업에서 양방향

37) 계수 값의 유의하지 않은 값들은 0의 가능성(신뢰구간에서 0을 포함)을 배제할 수 없다는 점에서 효과를 0으로 표시하기보다는 점(.)으로 표시하였다.

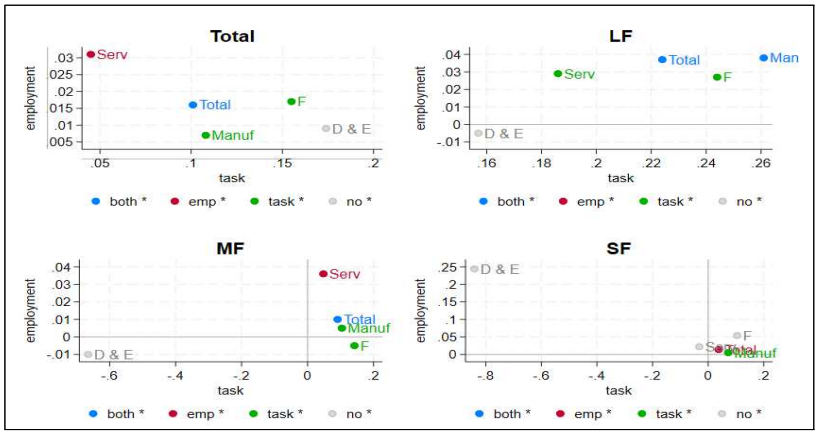
효과가 모두 긍정적으로 나타나는 모습을 확인할 수 있다. 산포도를 통해서는 제조업, 건설업(F)에서는 업무 변화 폭이 크고, 서비스업은 고용에 대한 영향이 큰 것으로 확인되었다. 중견기업의 건설업(F)을 제외하면 기업 규모와 상관없이 대부분 점들이 1사분면에 위치한 것을 알 수 있다. 서비스업 내 산업들에서 중소기업들이 2, 3사분면에 위치한 산업들도 관측된다.

〈표 5-23〉 기술(무형자산)이 고용과 업무에 미치는 효과 방향 요약

모형	산업(KSIC)	emp	task	대기업(LF)		중견기업(MF)		중소기업(SF)	
				emp	task	emp	task	emp	task
(1)	Total	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	.
(2)	Manuf	.	(+)	(+)	(+)	.	(+)	.	(+)
(3)	F	.	(+)	.	(+)	.	(+)	.	.
(4)	D&E	.	.	.	.	.	.	.	.
(5)	Service	(+)	.	.	(+)	(+)	.	.	.
(6)	G&I	.	(+)	.	(+)	.	(+)	.	.
(7)	H	(+)	.	(+)	.	(+)	.	(+)	(+)
(8)	J	(+)	.	(+)	.	(+)	.	(+)	.
(9)	K	.	.	(+)	.	.	.	(+)	.
(10)	L	.	(-)	.	.	.	(-)	(-)	.
(11)	M&N	.	.	.	.	(+)	.	.	.
(12)	P	.	.	.	.	.	.	.	.
(13)	R	.	(-)	.	.	.	.	(+)	(-)

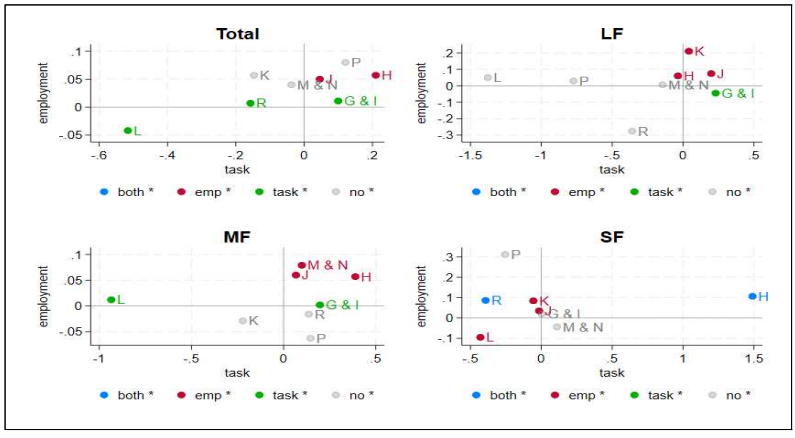
주: 각 모형의 분석 결과를 정리한 표로 10% 이하에서 유의한 계수들의 부호만을 표기했으며, 유의하지 않은 경우는 점(.)으로 표시

[그림 5-1] 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체



주: 1) LF는 대기업, MF는 중견기업, SF는 중소기업을 의미
2) 파랑은 업무 및 고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 양 결과 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미함

[그림 5-2] 산업 및 기업 규모별 기술(무형자산)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업



주: 1) LF는 대기업, MF는 중견기업, SF는 중소기업을 의미
2) 파랑은 업무 및 고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 양 결과 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미함

기업의 사업보고서 내용을 통해 기술의 이질적인 특징을 살펴본 결과의 비교는 다음과 같다. 연구개발과 특허 관련 tech-words 1의 기술진보가 고용을 전반적으로 높이는 것으로 나타난 반면, 업무는 오히려 감소하는 모습을 확인하였다. 관련 키워드들이 앞서 무형자산과도 비슷한 특징이 있다는 점에서 업무 변화의 방향이 반대인 점은 특징적이다.

한 가지 가능성은 재무 데이터가 금액적인 측면을 살펴본 반면, 사업보고서는 기업의 사업 내용을 살펴보았다는 점이다. 미래 수익 증가가 예상되는 무형자산이 가져올 가치와는 달리 사업보고서의 연구개발 및 특허 관련 내용은 다소 다를 수 있다. 연구개발 및 특허의 경우 독점적이고 배타적인 성질을 포함한다는 측면에서 관련 직무의 범위는 작아질 수 있으나, 이를 연구하거나 운영할 수 있는 인력에 대한 수요는 높아질 수 있고 이는 고용의 증가로 이어질 수 있다. 이러한 재무 데이터에서는 확인하기 어려운 측면이 사업보고서의 내용을 통해 측정 가능하다는 점에서 텍스트 정보를 통한 기술의 특징 파악 또한 유용하다고 할 수 있다.

로봇, 기술, 자동화 관련 tech-words 2의 경우 산업별로 두 효과 모두에서 유의하게 나타난 경우는 없었지만, 고용 감소와 업무 감소가 많은 부분 나타난다는 측면에서 관련 기술진보의 특징을 살펴볼 수 있다. 기존의 일반적인 기술진보로 여겨지는 로봇이나 IT의 개발, 자동화의 발전은 다수의 산업에서 업무 변화를 줄이고, 제조업의 경우와 같이 고용도 줄이는 방향으로 영향을 주고 있다고 볼 수 있다.

마지막으로 인공지능 관련 tech-words 3의 경우 관련 기술진보가 고용에서는 감소를 나타냈으나 다수의 산업에서 업무 변화가 증가하는 것을 알 수 있다. 이는 최근 생성형 인공지능을 비롯하여 인공지능 기술이 일부 직무가 아닌 전방위적으로 다양하게 파급되고 활용되는 모습과도 연결된다. 인공지능 기술의 발전은 다양한 업무를 발생시킨 반면, 이러한 기술을 활용하고 운용할 수 있는 전문적인 인력에 대한 고용 증가는 작을 수 있고, 오히려 이러한 기술을 통해 줄어드는 기존의 고용의 양이 상대적으로 커서 전체적으로 고용은 감소할 가능성이 있다. 세부 산업에서는 유의한 고용 효과는 나타나지 않지만, 기업 규모별로 살펴보면 의미있는

모습도 관찰된다.

〈표 5-24〉 기술(사업보고서 키워드)이 고용과 업무에 미치는 효과 방향 요약: 전체

모형	산업(KSIC)	tech-words 1		tech-words 2		tech-words 3	
		emp	task	emp	task	emp	task
(1)	Total	(+)	(-)	.	(-)	(-)	.
(2)	Manuf	(+)	(-)	(-)	.	(-)	(+)
(3)	F	.	(-)	.	(+)	(-)	.
(4)	D&E	.	.	.	(-)	.	(+)
(5)	Service	(+)	(-)	.	(-)	.	.
(6)	G&I	(+)	(-)	.	.	.	.
(7)	H	(+)	(-)	.	(+)	.	.
(8)	J	(+)	(-)	.	(-)	.	(+)
(9)	K	.	(+)	.	(-)	.	.
(10)	L	(+)	.	.	.	.	(+)
(11)	M&N	(+)	(-)	(-)	.	.	(-)
(12)	P	.	.	.	.	.	.
(13)	R	(+)	(-)	(-)	.	.	(-)

주: 각 모형의 분석 결과를 정리한 표로 10% 이하에서 유의한 계수들의 부호만을 표기했으며, 유의하지 않은 경우는 점(.)으로 표시

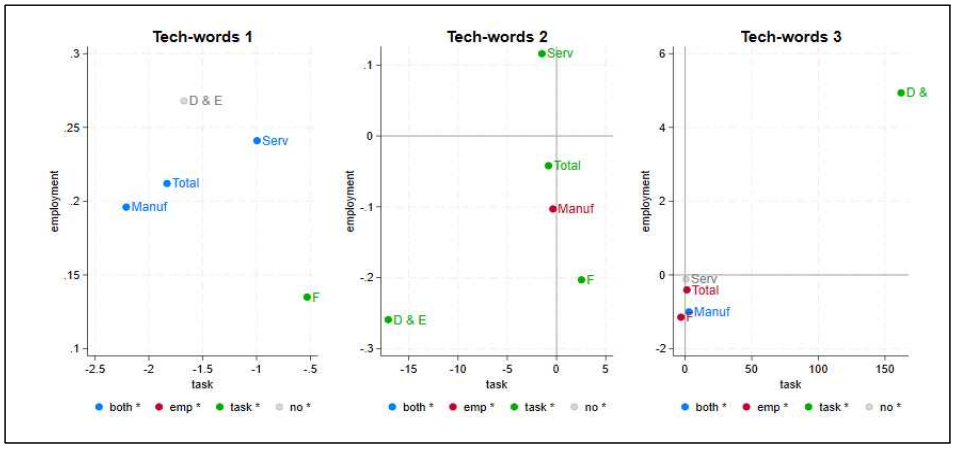
계수의 크기를 비교한 산포도를 보면 먼저 전체 기준 tech-words 1에서 서비스업과 제조업이 차이를 나타내는데 서비스업이 제조업보다 업무 변화의 감소가 작은 반면, 고용의 증가 효과는 크다는 것을 알 수 있다.[38] 서비스업 내 세부 산업으로 보면 양측 모두 유의한 대부분의 산업들이 2사분면에 위치한 것을 볼 수 있고, 운수업(H)은 업무 변화 감소가 큰 반면 고용도 큰 산업으로 확인되며, 정보통신업(J)과 사업서비스업(M&N)은 상대적으로 업무 변화 감소 폭이 작은 것으로 확인된다.

38) x축(업무)이 음수, y축(고용)은 양수로 이 점들은 2사분면에 위치한다. 샘플 모두가 2사분면에 위치하여 zero line 자체를 생략하였다.

tech-words 2에서 여러 산업들이 2, 3사분면에 위치해 업무에 대한 부정적인 효과를 살펴볼 수 있으며, 전기가스수도업(D&E)의 업무 감소가 다른 산업들에 비해 상당히 큰 편임을 알 수 있다.

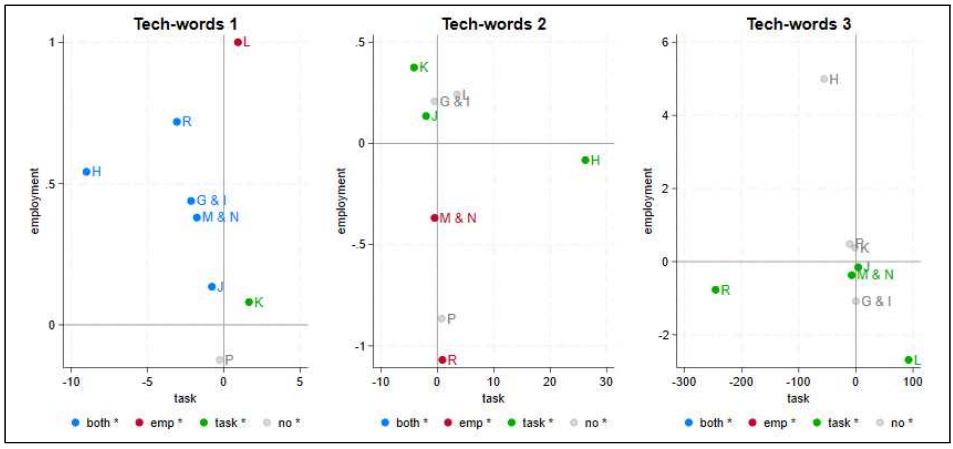
tech-words 3은 전기가스수도업(D&E)이 1사분면에 크게 치우쳐 있어 다른 산업들의 모습이 한쪽으로 치우쳐 보이나, 제조업은 고용 감소와 업무 증가로 4사분면에 위치한 것을 알 수 있다. 고용의 유의성이 나타나지는 않았지만 서비스업 내 몇 개의 산업들도 4사분면에 위치하여 업무-고용의 특징을 알 수 있다.

[그림 5-3] 산업별 기술(사업보고서 키워드)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체



주: 파랑은 업무 및 고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 양 결과 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미함

[그림 5-4] 산업별 기술(사업보고서 키워드)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업



주: 파랑은 업무 및 고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 양 결과 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미함

전체를 살펴보았을 때와 달리 기업 규모별로 비교하면 보다 구체적인 모습도 살펴볼 수 있다(〈표 5-25〉).

tech-words 1에서는 기술진보에 따라 전체적으로 고용 증가와 업무 감소 효과가 관측되었는데, 고용을 살펴보면 기업 규모가 작을수록 상대적으로 다양한 산업에서 효과가 유의미하게 나타나는 것을 알 수 있다. 대기업의 경우 제조업만이 고용 증가의 모습이 나타난 반면 중소기업은 몇 개 산업을 제외한 다수의 산업에서 고용 증가가 발생했다. 업무 변화 감소에서도 기업 규모가 작은 중견이나 중소 기업에서 효과가 보다 명확하게 나타났다. 전기가스수도업(D&E)의 경우는 고용과 업무 모두 증가하는 모습이 나타나는 차이점이 관측된다.

tech-words 2에서도 기술진보의 고용 및 업무 변화 효과가 상대적으로 작은 기업에서 나타났으며, 특히 중소기업 전체에서 고용과 업무 변화 감소가 동시에 나타난 점이 주목할 만하다. 로봇, 자동화 및 IT 기술의 발전은 다른 기업에 비해 중소기업의 업무 변화를 더욱 감소시키고 고용 역시 감소할 수 있음을 추론할 수 있다. 다만 중소기업 내에서도 건설업(F)과 사업서비스업(M&N)에서는 업무가 증가하고, 도소매숙박업(G&I)이나 운수업(H)에서는 고용을 증가시키는 모습도 나타

나는 등 일부 세부 산업에서는 다른 행태를 보이기도 한다.

마지막으로 tech-words 3은 고용 효과에서 상대적으로 많은 산업의 대기업과 중소기업이 유의미한 효과를 보이는 반면, 중견기업에서는 고용 효과가 잘 나타나지 않았다. 오히려 중견기업은 고용보다는 산업별 업무 변화 효과가 더 유의한 모습이 확인되었다. 대기업과 중소기업은 인공지능 기술의 발전에 직접적인 고용 변화로 대응하는 반면, 중견기업은 업무 변화에도 고용의 변화로는 연결되지 않는 점은 특징적이다. 대기업의 일부 산업군과 함께 중소기업의 여러 산업에서 관련 기술진보가 고용을 감소시키는 효과를 나타냈고, 업무 변화는 일부 소수 산업의 중소기업에서 증가 모습이 확인되었다. 업무 변화의 대부분을 차지하는 중견기업을 보면 다수의 산업에 관련 기술진보가 업무 변화를 증가시키는 것으로 나타나 인공지능 기술이 지니는 업무 변화의 증가 효과를 확인할 수 있다.

직관적인 고용과 업무의 비교를 위해 각 분석 결과의 방향성만을 비교해 본 결과, 재무 데이터를 활용하여 추정한 기술진보 효과와는 다르게 기술의 이질적인 특징이 고용과 업무에 다른 영향을 가져올 수 있으며, 이러한 효과는 산업의 특징과 기업의 규모에 따라 달라질 수 있음을 알 수 있다. 특히 전통적인 연구개발과 특허를 통한 기술진보, 로봇이나 자동화 같은 일반적 기술, 그리고 인공지능 기술진보가 미치는 업무 변화와 고용에 대한 효과는 산업 및 기업 규모별로 달라질 수 있다는 점에서 중요한 의미를 갖는다.

산포도로 보면 tech-words 1에서 중견 및 중소 기업들을 중심으로 2사분면(업무 감소-고용 증가)에 대체로 몰려 있는 모습을 볼 수 있고, tech-words 2는 중소기업을 중심으로 2, 3사분면에 위치한 것을 볼 수 있다. 특히 중소기업에서 제조업은 큰 폭의 고용 감소로 3사분면에 위치한 반면, 서비스업은 유의하지 않은 고용 증가 효과가 큰 수를 나타내 위치적인 대조가 뚜렷하다.

tech-words 3은 다수의 산업들이 4사분면(업무 증가-고용 감소)에 위치한 모습을 보이며, 특별히 이러한 계수 값들이 업무 변화 기준으로 매우 커서 산포도가 다소 한쪽으로 치우친 모습도 나타나 인공지능 기술이 다른 기술들에 비해 업무 변화에 미치는 영향의 정도를 가늠해 볼 수 있다.

〈표 5-25〉 기술(사업보고서 키워드)이 고용과 업무에 미치는 효과 방향 요약: 기업 규모별

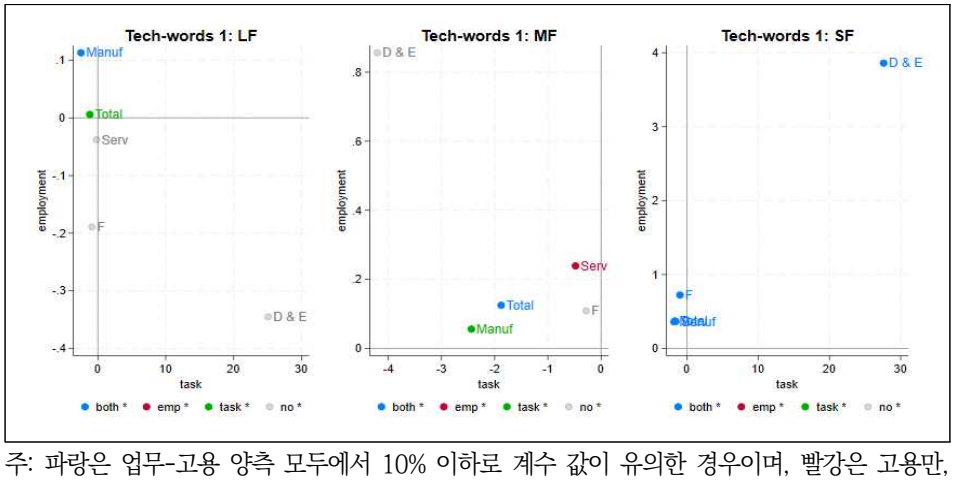
모형	산업 (KSIC)	tech-words 1: LF		tech-words 1: MF		tech-words 1: SF	
		emp	task	emp	task	emp	task
(1)	Total	.	(-)	(+)	(-)	(+)	(-)
(2)	Manuf	(+)	(-)	.	(-)	(+)	(-)
(3)	F	.	.	.	.	(+)	(-)
(4)	D&E	.	.	.	.	(+)	(+)
(5)	Service	.	.	(+)	.	(+)	(-)
(6)	G&I	.	(-)	(+)	(-)	(+)	(-)
(7)	H	.	.	.	(-)	.	.
(8)	J	.	.	.	.	(+)	(-)
(9)	K	.	(+)	.	(+)	.	(+)
(10)	L	.	(-)	(+)	.	.	.
(11)	M&N	.	(-)	(+)	(-)	(+)	.
(12)	P	.	.	.	.	.	.
(13)	R	.	.	.	.	(+)	(-)

모형	산업 (KSIC)	tech-words 2: LF		tech-words 2: MF		tech-words 2: SF	
		emp	task	emp	task	emp	task
(1)	Total	.	.	.	(-)	(-)	(-)
(2)	Manuf	.	.	.	.	(-)	.
(3)	F	.	(+)	.	(+)	.	(+)
(4)	D&E	.	.	.	.	.	.
(5)	Service	.	.	.	(-)	.	(-)
(6)	G&I	.	.	(-)	.	(+)	.
(7)	H	.	.	.	(+)	(+)	.
(8)	J	.	.	.	(-)	.	.
(9)	K	.	.	.	(-)	.	.
(10)	L	.	.	(-)	.	.	.
(11)	M&N	.	.	.	.	(-)	(+)
(12)	P	.	.	.	.	.	.
(13)	R	.	.	.	.	(-)	.

모형	산업 (KSIC)	tech-words 3: LF		tech-words 3: MF		tech-words 3: SF	
		emp	task	emp	task	emp	task
(1)	Total	.	.	.	.	(-)	.
(2)	Manuf	.	.	.	(+)	(-)	.
(3)	F	(-)	.	.	(-)	.	.
(4)	D&E	.	(+)	.	(+)	(+)	.
(5)	Service	.	.	.	.	(-)	.
(6)	G&I	.	(-)	.	(-)	(-)	(+)
(7)	H	(+)	(-)	.	(+)	.	.
(8)	J	.	.	(-)	(+)	.	(+)
(9)	K	(-)	.	.	.	(+)	.
(10)	L	(+)	.	.	(+)	.	.
(11)	M&N	(-)	.	.	.	(-)	.
(12)	P	.	.	.	.	.	.
(13)	R	.	.	.	(-)	.	(-)

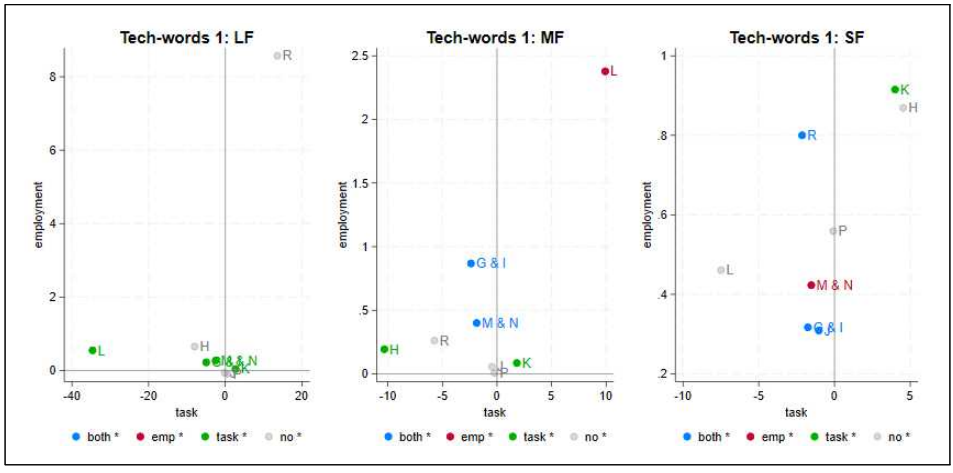
주: 각 모형의 분석 결과를 정리한 표로 10% 이하에서 유의한 계수들의 부호만을 표기했으며, 유의하지 않은 경우는 점(.)으로 표시

[그림 5-5] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 1)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체



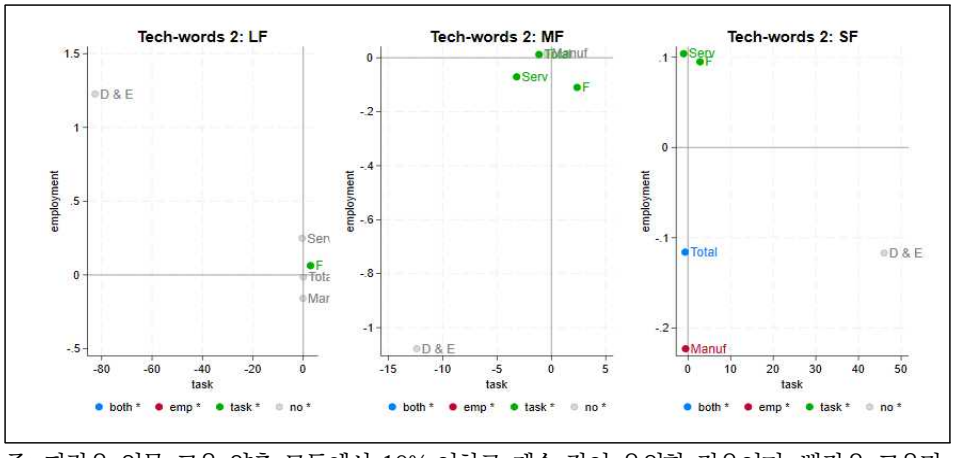
주: 파랑은 업무-고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미

[그림 5-6] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 1)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업



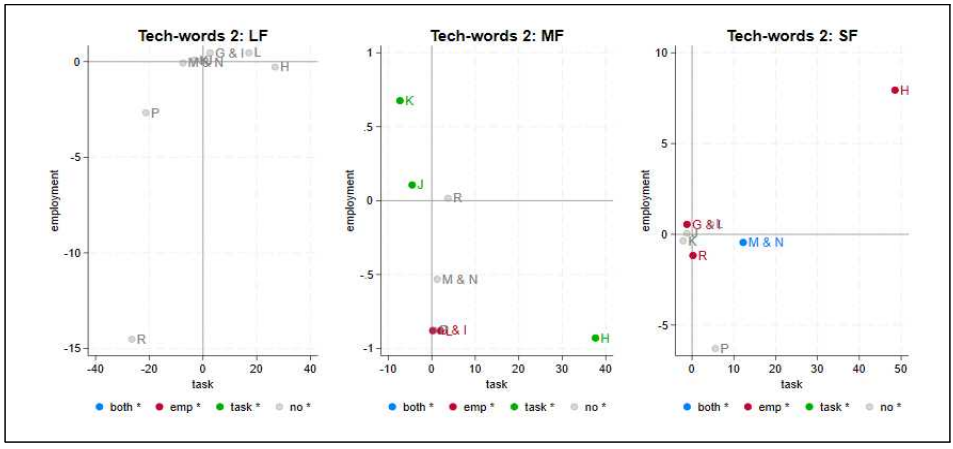
주: 파랑은 업무-고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미

[그림 5-7] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 2)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체



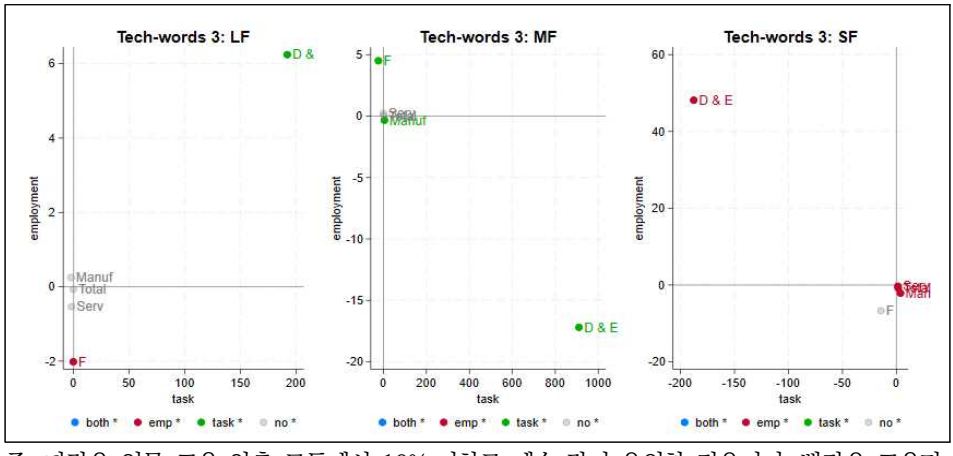
주: 파랑은 업무-고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미

[그림 5-8] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 2)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업



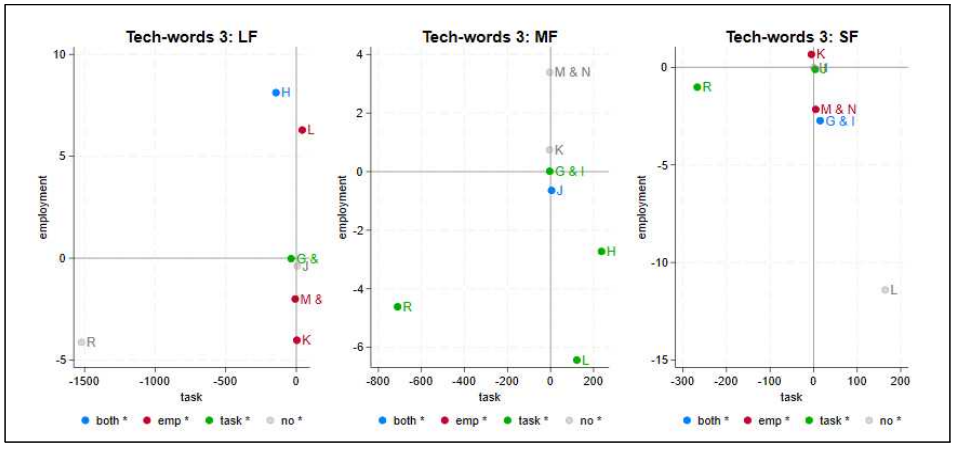
주: 파랑은 업무-고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미

[그림 5-9] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 3)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 전체



주: 파랑은 업무-고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미

[그림 5-10] 산업 및 기업 규모별 기술(tech-words 3)의 업무 변화 및 고용 효과의 비교: 서비스업



주: 1) 파랑은 업무-고용 양측 모두에서 10% 이하로 계수 값이 유의한 경우이며, 빨강은 고용만, 초록은 업무만 유의한 경우이고, 회색은 모두에서 유의하지 않은 결과를 의미
2) 중소기업(SF)의 R 산업의 계수 값은 양측 모두 유의하지 않은 반면 지나치게 큰 값으로 확인돼, 포함시킬 경우 다른 산업들의 분포가 명확하지 않아 그래프에서 생략함

제 5 절 소 결

본 장에서는 기술진보에 따른 산업별 업무 변화 및 전체적인 연구 결과의 조합을 통해 업무-고용 효과를 비교해 보았다. 기술진보에 따른 산업별 업무 변화 효과는 재무 변수 기반 기술과 사업보고서 기반 기술의 분석 결과가 고용 분석 결과와는 차이를 보이는데, 무형자산 증가는 전체적으로 업무 변화를 증가시키는 것으로 확인되었고, 이는 일반적으로 기업 규모가 클수록 큰 효과를 나타내는 것으로 관측되었다.

반면 사업보고서를 통해 추정된 세 기술의 경우는 기술에 따라 업무 변화 효과가 다르게 나타났는데, 산업 및 기업 규모별 차이는 있지만 전반적으로 연구개발 및 특허 관련 기술(tech-words 1)과 로봇, 자동화, IT 관련 기술(tech-words 2)의 경우 업무 감소를 나타낸 반면, 인공지능 관련 기술(tech-words 3)의 경우는 중견기업을 중심으로 업무 증가를 나타내 앞서 두 기술과의 차이를 보였다. 고용과 마찬가지로 기술진보에 따른 업무 변화 효과 역시 세 기술들의 효과를 결합하여 전체적인 영향을 판단할 수 있는데 제조업의 경우 기술진보에 따라 전체적으로 업무 증가 효과를 보인 반면, 서비스업은 업무 감소 효과를 나타내 산업별 대조를 보였고 이는 고용 결과와 차이를 나타냈다.

기술진보에 따른 산업별 업무 변화 및 고용에 미치는 효과를 종합적으로 비교해 보면 기술 관련 재무 데이터를 통해 살펴본 결과는 정도의 차이는 있으나 기술진보가 대체적으로 업무 변화와 고용을 증가시키는 것으로 확인되어 일반적으로 생각할 수 있는 업무-고용의 긍정적 구조(positive mechanism)를 확인하였다. 하지만 금액 정보에 기인한 이러한 기술 변화는 앞서 언급한 것처럼 기술이 지니는 이질적인 특징을 반영하지 못하는 정보적 한계(limited information)가 있기에 기술의 특징을 고려한 기술진보의 효과는 다르게 나타날 수 있다.

이러한 특징을 고려한 사업보고서 내용 기반 기술의 경우 다소 다른 결과를 나타내는데, 산업 및 기업 규모별 차이가 있으나 전반적으로 연구개발 및 특허 관련

기술(tech-words 1)은 ‘업무 감소-고용 증가’의 모습이, 로봇, 자동화, IT 관련 기술(tech-words 2)은 ‘업무 감소-고용 감소’, 인공지능 관련 기술(tech-words 3)은 ‘업무 증가-고용 감소’를 나타내 기술의 특징에 따라 업무 변화와 고용 효과의 방향성이 다를 수 있다는 가능성을 시사한다.

다시 말해 기술이 지니는 내재적인(implicit) 특징에 따라 기술진보로 인한 업무-고용 효과가 반드시 동일한 방향성을 갖지 않을 수 있으며, 기술 충격에 따른 노동시장의 영향을 판단하거나 분석할 때 이러한 측면이 고려될 필요가 있음을 시사한다.

제 6 장 결론 및 시사점

본 연구는 기술진보에 따른 산업별 업무 및 고용 변화의 효과를 살펴보았다. 산업별 집계 데이터를 활용한 거시적 분석과 함께 기업 수준의 데이터를 활용하여 보다 다차원적이고 광범위한 함의 도출을 시도하였다. 기업 데이터에 있어 재무 정보 기반 기술과는 별개로 텍스트 정보에 기반한 추정을 통해 기술의 이질성(heterogeneity)을 살펴보고, 이러한 이질적인 기술들이 산업 및 기업 규모별로 업무와 고용에 어떠한 효과를 가져오는지 다양한 특징을 검토하였다.

본 연구의 주된 연구 결과를 정리하면, 먼저 집계 데이터로 살펴본 기술진보의 효과는 시기에 따라 산업별 업무 변화의 정도가 달라질 수 있으며, 특히 경제에 큰 충격이 있을 때 이러한 산업별 분포의 창출 및 소멸 효과의 쏠림 현상이 나타날 수 있음을 확인하였다.

업무 변화 효과의 분석 이전에 기술진보가 고용에 미치는 영향에 대해 기업 데이터를 활용하여 분석을 진행하였는데, 먼저 무형자산 및 연구개발비와 같은 재무 변수 기반 기술진보는 전체 및 다수의 개별 산업에서 고용을 유의미하게 증가시키는 것으로 관찰되었다. 반면 재무 정보(financial information) 기반 기술에 비해 사업 내용(text information)에 기반하여 추정된 기술은 이질적인 특징(연구개발 및 특허, 로봇 및 자동화, 인공지능)에 따라 고용 효과의 차이를 나타냈고, 산업별 영향에서도 다른 모습을 보였다. 추정된 업무 변화에 대한 기술진보의 효과에서도 이러한 기술 특징에 따른 이질적 효과가 관측되었다.

그리고 업무 및 고용 효과를 종합했을 때 기술진보에 따른 영향이 고용과 업무에 늘 같은 방향으로 작용하지는 않을 가능성(업무-고용 방향의 불일치 가능성)을 확인하였다. 마지막으로 기업 규모별 결과를 살펴봤을 때 기술진보의 고용과 업무 효과가 다수의 산업에서 중소 및 중견기업에 대한 영향이 상대적으로 크고 유의

하게 나타난 점도 주목할 만하다. 다만 본 연구의 분석 결과는 여러 한계점[39]도 존재하기에 제한적으로 해석할 필요도 있다.

전체적인 연구 결과를 통해 기술 충격(진보)에 따른 산업 및 기업 규모별 고용 효과 차이는 산업 정책과 기업 지원 정책의 방향을 세분화하여 설계할 필요가 있음을 시사한다. 기술의 발전에 따라 특정 산업은 노동집약적 업무들이 새로 생겨나는 반면, 다른 산업은 자동화로 인한 업무 소멸이 상대적으로 높게 나타난다면 양 산업에 대한 정책 설계 및 지원 방향은 차별화될 필요가 있다. 동시에 기술의 특징에 따라 고용 효과가 다를 수 있다는 점에도 주목할 필요가 있다.

직접적인 고용이나 노동시장 변화에 더욱 관심을 가질 수 있는 정책 설계자의 경우 기술의 특징에 따른 고용 효과 차이는 정책을 마련하고 지원하는 데 있어 중요한 정보가 될 수 있다.

기술진보의 노동시장 효과가 전 산업에 대해 공통적으로 긍정적인 영향을 미치는 것이 아니라 기술의 특징, 산업 및 기업 규모의 구분, 그리고 시기에 따라 다르게 효과가 나타날 수 있다는 점에서 정책 설계 시 이러한 특징을 고려해야 정책의 효과성을 높일 수 있다. 이는 특정 산업 육성이나 고용 보조금 등을 지원할 때 정책 설계자가 어느 부분에 가중치를 두고 정책을 마련할지를 판단할 수 있는 정보를 제공한다고 할 수 있다. 동시에 이를 통해 장기적으로 기술진보에 따른 일자리 변화와 불평등, 갈등 심화를 비롯해 미래 사회에 발생할 수 있는 노동시장 문제의 완화와 함께 고용시장의 효율성도 높일 수 있을 것으로 예상된다. 결과적으로 산업 및 기업 데이터를 활용한 기술진보와 업무-노동 효과의 산업별 차이는 정책 설계를 위한 다면적인 기초 정보를 제공할 것으로 기대된다. 동시에 다른 기업 규모에 비해 산업별 중소기업에 대한 기술진보 효과가 상대적으로 유의미한 결과가 많았다는 점에서 중소기업에 대한 정책 설계나 지원에도 유용한 정보로 활용될

39) 한계점으로는 제한된 기술 키워드 범위 설정으로 인한 의미론적 제약, 모델 불확실성, 기술 충격의 동태적 업무-고용 효과 등을 생각해 볼 수 있다. 이와 관련된 내용은 향후 연구 주제로 남겨놓는다.

수 있을 것이다.

즉, 본 연구 결과는 산업 간 비교와 더불어 이들 산업 내 기업의 행태를 동시에 살펴봄으로써 거시적 산업 정책과 미시적 기업 지원을 위한 정책적 가이드라인 마련에 가치 있는 정보를 제공할 것으로 판단된다.

마지막으로 단편적으로 바라본 기술의 모습을 재무 정보 및 사업보고서의 내용을 함께 활용하여 기술을 식별하고 기술진보의 이질성과 효과 차이를 하나의 분석 시스템하에서 살펴보았다는 점에서 학술적으로도 의의가 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

[국내 문헌]

김영민·김한흰(2019),『산업별 자동화 현황 및 과제』, ISSUE PAPER 2019-454, 산업연구원.

정대희(2015),『자본과 노동 간 대체탄력성의 추정: 노동소득분배에 대한 함의를 중심으로』, 정책연구시리즈 2015-22, KDI.

한국은행(2019),『알기 쉬운 경제지표해설』

_____(2024),『2023년 기업경영분석』.

한지우·오삼일(2023),『AI와 노동시장 변화』, BOK이슈노트 제2023-30호, 한국은행.

과학기술정보통신부 보도자료, 2023 정보화통계조사 결과 공표, 2023.12.29

[해외 문헌]

Acemoglu, D., & Restrepo, P.(2019). “Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor.” *Journal of Economic Perspectives*. 33(2), 3-30.

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.

Acemoglu, D., & Restrepo, P.(2020a). “Robots and jobs: Evidence from US labor markets.” *Journal of Political Economy*. 128(6), 2188-2244.

Acemoglu, D., & Restrepo, P.(2020b). "Unpacking skill bias: Automation and new tasks." In AEA Papers and Proceedings(Vol. 110, pp. 356-361). 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203: American Economic Association.

Alekseeva, L., Azar, J., Gine, M., Samila, S., & Taska, B.(2021). "The demand for AI skills in the labor market." *Labour Economics*. 71, 102002.

Alesina, A. F., & Zeira, J.(2006). "Technology and Labor Regulations." NBER.

Atalay, E., Phongthiengtham, P., Sotelo, S., & Tannenbaum, D.(2018). "New technologies and the labor market." *Journal of Monetary Economics*. 97, 48-67.

Autor, D.(2024). "Applying AI to Rebuild Middle Class Jobs."(No. w32140). National Bureau of Economic Research.

Autor, David H., Frank Levy, & Richard J. Murnane(2003). "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration." *The Quarterly Journal of Economics*. 118(4), 1279-1333.

Di Pietro, G.(2002). "Technological change, labor markets, and 'low-skill, low-technology traps'." *Technological Forecasting and Social Change*. 69(9), 885-895.

Draper, D. A. G., & Manders, A. J. G.(1997). "Structural changes in the demand for labor." *De Economist*. 145, 521-546.

Howard, J.(2019). "Artificial intelligence: Implications for the future of work." *American Journal of Industrial Medicine*. 62(11), 917-926.

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.

Novella, R., Rosas-Shady, D., & Alvarado, A.(2023). "Are we nearly there yet? New technology adoption and labor demand in Peru." *Science and Public Policy*. 50(4), 565-578.

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.

Pérez, M. A. H., & López, J. R.(2016). "Labor demand and ICT adoption in Spain." *Telecommunications Policy*. 40(5), 450-470.

Oberfield, Ezra, & Devesh Raval.(2014). "Micro Data and Macro Technology." NBER Working Paper 20452

Webb, M.(2019). "The impact of artificial intelligence on the labor market." Available at SSRN 3482150.

World Economic Forum(2023). *The Future of Jobs Report 2023*.

[웹사이트 및 제공자료]

https://www.bigkinds.or.kr/(빅카인즈).

https://www.moef.go.kr/sisa/main/main(기획재정부, 시사경제용어사전).

https://www.samili.com/acc/IfrsKijun.asp?bCode=1978-1038#2(접속일자: 2024. 11. 20.).

https://dart.fss.or.kr/info/main.do?menu=210)(접속일자: 2024. 11. 25.).

ValueSearch(NICE평가정보), '기업 규모에 대한 법률 및 정의', 제공자료.

〔부록 1〕

제 4 장 무형자산 및 연구개발 관련 비용 세부 항목의 고용에 미치는 영향 추정 결과

〈부록1 표 1〉 기술(무형자산: 영업권)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.111**	0.309***	0.037	0.261	0.016
	(0.053)	(0.065)	(0.163)	(0.146)	(0.067)
부채비율	0.000	0.000	-0.001	-0.000	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.091**	-0.044	0.117	0.049	0.154***
	(0.040)	(0.049)	(0.149)	(0.076)	(0.050)
(로그) 매출총이익	0.025	-0.010	-0.041	0.038	0.071**
	(0.018)	(0.019)	(0.094)	(0.066)	(0.028)
(로그) 매출액	0.297***	0.265***	0.282***	-0.238*	0.303***
	(0.036)	(0.048)	(0.082)	(0.120)	(0.052)
COVID-19 더미	-0.079***	-0.052	-0.001	-0.208***	-0.105***
	(0.024)	(0.038)	(0.072)	(0.064)	(0.032)
(로그) 영업권	0.020***	0.009	-0.026	0.039	0.033***
	(0.007)	(0.006)	(0.019)	(0.026)	(0.012)
Constant	-7.969***	-7.807***	-3.648	2.115	-8.580***
	(0.761)	(1.022)	(3.487)	(2.532)	(1.017)
Adjusted R^2	0.314	0.309	0.446	0.344	0.342
Observations	4458	2165	132	62	2099

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

〈부록1 표 2〉 기술(무형자산: 산업재산권)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.006	0.113***	0.470***	0.054	-0.079
	(0.036)	(0.041)	(0.093)	(0.298)	(0.052)
부채비율	-0.000	-0.000	-0.000***	0.000***	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.191***	0.089***	-0.172*	0.244	0.297***
	(0.032)	(0.030)	(0.097)	(0.172)	(0.051)
(로그) 매출총이익	-0.021	-0.004	0.004	0.132	-0.041
	(0.014)	(0.015)	(0.035)	(0.082)	(0.029)
(로그) 매출액	0.368***	0.314***	0.144**	-0.295	0.436***
	(0.029)	(0.041)	(0.066)	(0.210)	(0.045)
COVID-19 더미	-0.116***	-0.101***	0.070	-0.119	-0.163***
	(0.013)	(0.015)	(0.065)	(0.114)	(0.029)
(로그) 산업재산권	0.020***	0.023***	0.033**	0.076**	0.013
	(0.005)	(0.005)	(0.013)	(0.030)	(0.012)
Constant	-8.527***	-7.835***	-6.486***	2.274	-10.105***
	(0.385)	(0.428)	(1.487)	(4.430)	(0.771)
Adjusted R^2	0.377	0.371	0.440	0.352	0.411
Observations	20742	14118	455	156	6013

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

〈부록1 표 3〉 기술(무형자산: 개발비)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.179***	0.169***	0.312*	0.359***	0.199**
	(0.049)	(0.046)	(0.175)	(0.059)	(0.087)
부채비율	-0.000***	-0.000***	-0.000**	-0.000	0.000**
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.060	0.064*	-0.177	-0.143	0.072
	(0.043)	(0.038)	(0.184)	(0.096)	(0.085)
(로그) 매출총이익	0.021	0.008	0.018	0.037	0.053
	(0.015)	(0.013)	(0.043)	(0.036)	(0.037)
(로그) 매출액	0.254***	0.245***	0.409***	0.062	0.261***
	(0.033)	(0.034)	(0.099)	(0.074)	(0.063)
COVID-19 더미	-0.114***	-0.087***	0.037	0.140***	-0.198***
	(0.020)	(0.020)	(0.038)	(0.039)	(0.049)
(로그) 개발비	0.014***	0.013***	0.024	0.007	0.015*
	(0.004)	(0.004)	(0.015)	(0.005)	(0.008)
Constant	-7.679***	-6.984***	-9.381***	-2.127	-9.415***
	(0.497)	(0.535)	(2.670)	(1.912)	(1.043)
Adjusted R^2	0.396	0.396	0.544	0.492	0.403
Observations	11280	7680	223	174	3203

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

〈부록1 표 4〉 기술(무형자산: 소프트웨어)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.138***	0.167***	0.274**	0.359***	0.088
	(0.040)	(0.046)	(0.120)	(0.095)	(0.063)
부채비율	-0.000	-0.000	0.000**	0.000	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.072**	0.050	0.020	-0.050	0.095**
	(0.031)	(0.035)	(0.092)	(0.058)	(0.049)
(로그) 매출총이익	-0.030**	-0.042***	-0.057*	0.001	-0.004
	(0.013)	(0.014)	(0.031)	(0.015)	(0.027)
(로그) 매출액	0.329***	0.349***	0.415***	0.108*	0.293***
	(0.031)	(0.038)	(0.063)	(0.060)	(0.056)
COVID-19 더미	-0.074***	-0.085***	0.070	0.078	-0.070***
	(0.012)	(0.014)	(0.068)	(0.046)	(0.026)
(로그) 소프트웨어	0.048***	0.038***	0.015	0.007	0.069***
	(0.005)	(0.005)	(0.010)	(0.011)	(0.011)
Constant	-8.465***	-8.700***	-11.714***	-5.875*	-7.914***
	(0.493)	(0.584)	(1.594)	(2.980)	(0.910)
Adjusted R^2	0.332	0.367	0.539	0.443	0.285
Observations	13628	8405	454	258	4511

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

〈부록1 표 5〉 기술(판매비와 관리비: 연구비)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.024	0.160**	0.304**	0.441	-0.050
	(0.106)	(0.065)	(0.140)	(0.328)	(0.189)
부채비율	0.000**	0.000**	-0.000	-0.001**	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.090*	-0.035	-0.191	-0.704	0.264***
	(0.053)	(0.050)	(0.138)	(0.856)	(0.086)
(로그) 매출총이익	-0.047*	-0.012	-0.158***	0.043	-0.032
	(0.028)	(0.030)	(0.026)	(0.069)	(0.066)
(로그) 매출액	0.438***	0.294***	0.662***	0.529	0.503***
	(0.090)	(0.047)	(0.118)	(0.665)	(0.129)
COVID-19 더미	-0.145***	-0.112***	-0.005	0.000	-0.225**
	(0.035)	(0.031)	(0.117)	(.)	(0.112)
(로그) 연구비	-0.001	0.004	0.025	0.021	-0.013
	(0.016)	(0.010)	(0.021)	(0.020)	(0.038)
Constant	-6.956***	-4.594***	-11.335***	-3.183	-11.159***
	(1.184)	(1.054)	(3.273)	(3.504)	(2.475)
Adjusted R^2	0.358	0.345	0.554	0.687	0.413
Observations	2796	1885	95	23	793

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

〈부록1 표 6〉 기술(판매비와 관리비: 경상개발비)이 산업별 고용에 미치는 영향: 전체

(로그) 고용	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.065	0.096**	0.364**	0.262*	-0.040
	(0.041)	(0.047)	(0.149)	(0.136)	(0.083)
부채비율	0.000**	0.000**	-0.000	-0.000	0.000***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.083**	0.028	0.024	0.534	0.142**
	(0.039)	(0.037)	(0.159)	(0.459)	(0.071)
(로그) 매출총이익	-0.005	0.006	0.019	0.031	-0.042
	(0.017)	(0.020)	(0.055)	(0.045)	(0.040)
(로그) 매출액	0.314***	0.317***	0.178*	-0.518	0.379***
	(0.037)	(0.047)	(0.099)	(0.415)	(0.070)
COVID-19 더미	-0.119***	-0.125***	0.074	-0.053	-0.134***
	(0.018)	(0.019)	(0.117)	(0.155)	(0.044)
(로그) 경상개발비	0.038***	0.042***	0.039	0.015	0.040**
	(0.008)	(0.009)	(0.031)	(0.013)	(0.019)
Constant	-6.717***	-6.602***	-10.255***	-1.195	-6.249***
	(0.501)	(0.599)	(1.463)	(2.337)	(1.141)
Adjusted R^2	0.375	0.402	0.569	0.342	0.326
Observations	8228	5640	465	242	1881

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

〔부록 2〕

제 5 장 무형자산 및 연구개발 관련 비용 세부 항목의 업무에 미치는 영향 추정 결과

〈부록2 표 1〉 기술(무형자산: 영업권)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무내용 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.685**	1.651***	0.624	19.523	0.280
	(0.269)	(0.481)	(0.718)	(24.556)	(0.352)
부채비율	-0.000	0.000	0.000	-0.040	-0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.002)	(0.024)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.169	-1.089***	0.740	-8.058*	0.244
	(0.208)	(0.373)	(0.635)	(3.621)	(0.256)
(로그) 매출총이익	-0.269*	-0.187	0.230	3.927	-0.378*
	(0.155)	(0.230)	(0.381)	(14.012)	(0.217)
(로그) 매출액	0.068	-0.055	-0.120	-2.128	0.163
	(0.222)	(0.440)	(0.757)	(15.650)	(0.260)
COVID-19 더미	-1.707***	-1.504***	0.167	6.755	-2.169***
	(0.144)	(0.190)	(0.332)	(8.008)	(0.205)
(로그) 영업권	0.009	0.054	0.003	-4.745	-0.034
	(0.037)	(0.049)	(0.134)	(6.580)	(0.057)
Constant	-8.282*	-10.191	-38.306***	-249.849	-6.785
	(4.277)	(6.245)	(8.646)	(869.197)	(6.282)
Adjusted R^2	0.020	0.020	0.060	-0.003	0.031
Observations	4038	2039	125	33	1841

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

〈부록2 표 2〉 기술(무형자산: 산업재산권)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무내용 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.803***	0.755***	0.662	7.853	0.840***
	(0.103)	(0.140)	(0.416)	(4.580)	(0.163)
부채비율	0.000	0.000	-0.000	-0.050*	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.025)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.324***	-0.219	-0.034	-3.512	-0.448***
	(0.105)	(0.139)	(0.338)	(6.069)	(0.150)
(로그) 매출총이익	-0.308***	-0.393***	-0.200	3.614	-0.122
	(0.068)	(0.075)	(0.245)	(2.713)	(0.143)
(로그) 매출액	0.230**	0.257**	0.110	-5.236	0.159
	(0.093)	(0.119)	(0.366)	(6.167)	(0.160)
COVID-19 더미	-1.154***	-1.008***	0.462***	9.057**	-1.997***
	(0.057)	(0.057)	(0.145)	(3.152)	(0.108)
(로그) 산업재산권	0.014	0.015	0.004	2.115**	-0.022
	(0.020)	(0.024)	(0.065)	(0.762)	(0.036)
Constant	-10.681***	-10.756***	-14.332***	-108.751	-10.462***
	(1.396)	(1.502)	(4.547)	(71.391)	(3.125)
Adjusted R^2	0.011	0.011	0.023	0.049	0.024
Observations	18817	13285	437	128	4967

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

〈부록2 표 3〉 기술(무형자산: 개발비)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무내용 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.534***	0.635***	0.266	-5.322	0.636**
	(0.184)	(0.208)	(0.611)	(7.119)	(0.303)
부채비율	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000*
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.030)	(0.000)
(로그) 유동자산	0.010	0.052	0.568	6.227	-0.252
	(0.181)	(0.201)	(0.625)	(4.226)	(0.301)
(로그) 매출총이익	-0.413***	-0.445***	-0.199	1.437	-0.435**
	(0.092)	(0.101)	(0.295)	(1.106)	(0.210)
(로그) 매출액	0.193	0.106	-0.375	-6.018	0.508**
	(0.146)	(0.179)	(0.526)	(4.615)	(0.251)
COVID-19 더미	-1.128***	-0.957***	-0.153	9.655***	-2.318***
	(0.114)	(0.096)	(0.456)	(2.765)	(0.153)
(로그) 개발비	-0.024	-0.048**	0.070	0.163	-0.048
	(0.029)	(0.022)	(0.093)	(0.345)	(0.034)
Constant	-7.975***	-8.154***	-8.090	114.569*	-10.836***
	(1.923)	(2.086)	(9.524)	(59.725)	(4.103)
Adjusted R^2	0.008	0.010	-0.001	0.009	0.019
Observations	10753	7472	225	169	2887

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

〈부록2 표 4〉 기술(무형자산: 소프트웨어)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무내용 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.842***	1.340***	0.879**	4.874	0.293
	(0.156)	(0.233)	(0.369)	(5.106)	(0.195)
부채비율	0.000	0.000	-0.000	-0.005	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.021)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.166	-0.492**	-0.033	2.007	-0.004
	(0.139)	(0.206)	(0.408)	(3.578)	(0.168)
(로그) 매출총이익	-0.424***	-0.416***	-0.049	-0.360	-0.386***
	(0.099)	(0.119)	(0.227)	(1.759)	(0.144)
(로그) 매출액	0.288**	0.285	-0.268	-1.852	0.365**
	(0.134)	(0.186)	(0.342)	(4.830)	(0.174)
COVID-19 더미	-1.479***	-1.556***	0.384***	4.193	-2.077***
	(0.075)	(0.077)	(0.131)	(2.821)	(0.118)
(로그) 소프트웨어	-0.024	-0.025	-0.052	0.659	-0.101*
	(0.033)	(0.039)	(0.067)	(1.133)	(0.055)
Constant	-13.204***	-17.956***	-12.607*	-144.765	-4.202
	(2.355)	(2.969)	(6.464)	(147.746)	(3.497)
Adjusted R^2	0.018	0.025	0.020	0.013	0.043
Observations	11921	7623	427	222	3649

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

〈부록2 표 5〉 기술(판매비와 관리비: 연구비)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무내용 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.653*	0.642	-0.198	6.322	0.963*
	(0.347)	(0.482)	(0.684)	(10.392)	(0.538)
부채비율	-0.000	-0.000	0.000	-0.052*	-0.001
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.019)	(0.001)
(로그) 유동자산	-0.016	-0.122	1.267**	-13.009	0.010
	(0.301)	(0.427)	(0.595)	(17.583)	(0.466)
(로그) 매출총이익	-0.758***	-0.672**	0.745	-1.807	-1.330**
	(0.266)	(0.293)	(0.522)	(2.630)	(0.611)
(로그) 매출액	0.415	0.355	-1.453*	-19.156	1.027
	(0.386)	(0.449)	(0.716)	(10.323)	(0.644)
COVID-19 더미	-1.163***	-0.893***	0.545	0.000	-2.363***
	(0.160)	(0.164)	(0.378)	(.)	(0.402)
(로그) 연구비	0.074	0.019	0.121	1.303	0.052
	(0.100)	(0.101)	(0.093)	(0.840)	(0.190)
Constant	-10.114**	-6.444	-9.408	720.219	-20.451*
	(4.578)	(4.695)	(8.067)	(533.682)	(10.603)
Adjusted R^2	0.009	0.006	0.038	-0.115	0.020
Observations	2636	1811	97	25	703

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

〈부록2 표 6〉 기술(판매비와 관리비: 경상개발비)이 산업별 업무에 미치는 영향: 전체

업무내용 변화	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
전체	Total	Manuf (B&C)	F	D&E	Service (Others)
(로그) 총자산	0.510**	0.446*	0.732	0.800	0.747
	(0.242)	(0.241)	(0.507)	(4.751)	(0.497)
부채비율	-0.000	-0.000	0.000	0.001	0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.003)	(0.000)
(로그) 유동자산	-0.080	0.043	-0.044	-2.072	-0.121
	(0.221)	(0.237)	(0.420)	(3.035)	(0.392)
(로그) 매출총이익	-0.281	-0.249**	-0.297*	-2.373	-0.127
	(0.211)	(0.124)	(0.149)	(3.500)	(0.264)
(로그) 매출액	-0.095	-0.270	-0.046	-2.844	0.270
	(0.256)	(0.212)	(0.251)	(3.538)	(0.362)
COVID-19 더미	-0.528***	-0.670***	0.831***	10.882***	-1.880***
	(0.130)	(0.099)	(0.172)	(2.545)	(0.274)
(로그) 경상개발비	0.075	0.099*	0.029	-0.086	0.053
	(0.060)	(0.057)	(0.082)	(0.531)	(0.120)
Constant	-3.165	-1.335	-10.426**	178.771**	-20.533***
	(2.806)	(2.761)	(4.157)	(74.085)	(7.021)
Adjusted R^2	0.002	0.005	0.031	0.030	0.011
Observations	7688	5416	450	216	1606

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

Abstract

Technological Progress and Changes in Tasks and Employment by Industry

With the rapid development of technologies, including AI, in recent years, there is a high level of interest in the impact of technology on the labor market. This study aims to derive various implications for policy design by estimating tasks and employment effects of technological progress by industry and analyzing the comparison and differences in these effects.

This study is composed of three main parts. First, the methodology of previous studies (Acemoglu and Restrepo(2019)) and aggregate data were used to estimate changes in task by industry due to technological progress and compare the characteristics of each industry. Second, I conducted an industry-specific employment analysis using firm-level data. I analyzed the employment effects of technology based on the contents of business reports and technology-related financial variables. Business reports were used to measure technology heterogeneity. Finally, I analyzed how technological progress affects the estimated changes in task by industry, and linked this to the results of the employment analysis.

The analysis found that the effects of technological progress on tasks in aggregate data by industry may vary depending on the timing, and that there may be a concentration of the reinstatement or displacement of tasks in a specific period, especially when there is a

major shock to the economy. As for the impact of technological progress on employment, it was observed that 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. On the other hand, technologies estimated based on text information showed different employment effects depending on heterogeneous characteristics (R&D and patents, robots and automation, and AI), and the impact on each industry also differed. The effects of technological progress on estimated changes in task were also observed to be heterogeneous depending on the characteristics of the technology. And when comparing tasks and employment effects, I also found that the effects of technological progress do not always work in the same direction for employment and task. Finally, when looking at the results by firm size, it is also noteworthy that the employment and task effects of technological progress have a relatively large and significant impact on small and medium-sized enterprises (SMEs) in many industries.

The differences in the effects of technological progress on task and employment by industry identified in this study suggest that the direction of industrial policy should be designed in a more granular manner. At the same time, the results of this study can be used as useful information in designing employment policies and supporting SMEs, as the effects of technological progress on SMEs by industry were relatively significant compared to other firm sizes. Finally, it is expected to be academically significant in that the technology was identified using the contents of financial information and business

reports, and the heterogeneity of technological progress and the difference in the task-employment effect were examined under a single analytical system.

keywords: *Technological progress, industry, task, employment, heterogeneity*

정보통신정책연구원 기본연구 안내

▌2022 기본연구

기본연구 22-01 탈통신시대, 통신기업 성장 전략 효과 분석: 인수합병을 중심으로(김민희)

기본연구 22-02 지리공간적 측면을 고려한 5G 시대의 주파수 관리 정책방안 연구(박지현)

기본연구 22-03 방송법 내 다양성 정책의 실효성 분석 및 개선방안 연구(성욱제)

기본연구 22-04 중앙은행디지털화폐(CBDC) 설계의 쟁점과 정책방향: 분산원장기술 적용의 영향과 디지털 금융생태계 활성화를 위한 설계 방향(박동욱)

기본연구 22-05 ICT 투자가 지역 균형 발전에 미치는 영향(장재영, 박소연)

기본연구 22-06 디지털 전환기 일자리의 변화 분석 및 대응 방안 연구(문아람, 김미경, 조유선)

기본연구 22-07 수요자 중심의 데이터 활용 제고를 위한 데이터 채택 영향요인 연구(한은영, 김나연)

기본연구 22-08 특허데이터를 활용한 ICT 부문 기술정책 제언: 메타버스를 중심으로(노희용, 박지원)

기본연구 22-09 TV 시청 관습의 변화 및 영상콘텐츠 이용행태의 다양화에 대한 연구(김남두, 이소은)

기본연구 22-10 OTT 시대의 방송·미디어시장 공정경쟁 환경 조성 방안 연구(황유선)

기본연구 22-11 기술패권 경쟁시대의 글로벌 디지털 의제 분석 및 우리나라 ICT 외교에의 시사점 연구(강하연, 김병우)

기본연구 22-12 이동통신 미래 시장환경변화 예측 및 산업 활성화 요소 연구(여재현, 김지환, 조수정, 장희선, 박의환)

기본연구 22-13 통신 이용자보호를 위한 이용정보 제공 강화 방안 연구(염수현, 강인규, 황정현, 전주용, 최현홍)

▌2023 기본연구

기본연구 23-01 데이터 경제 활성화를 위한 민관 역할분담과 정책 개입영역 연구(윤성욱, 박소연)

기본연구 23-02 해외 주요국 신규 사업자 이동통신시장 진입 효과 분석(김민희)

기본연구 23-03 유사국 사례를 통해 본 북한 통신시장 발전 방안 연구(임동민, 서소영,

이종화, 조대근, 서흥수)

기본연구 23-04 메타버스 시대 기본권 보호에 관한 연구: 인격권 논의를 중심으로(권은정, 한혜지, 계인국, 김법연, 이승민)

기본연구 23-05 디지털화폐 생태계 변화에 대응한 중앙은행 디지털화폐(CBDC) 도입 정책 연구(박동욱)

기본연구 23-06 ICT 확산에 따른 노동시장 임금격차(최지은, 이은영, 최세림, 이현옥)

기본연구 23-07 데이터 생산·관리 역량 평가를 위한 성숙도 모형 개발 연구(노희용, 장신재, 박지원)

기본연구 23-08 인터넷 생태계 환경 변화에 따른 네트워크 인프라 비용 분담에 관한 연구(염수현, 강인규, 이상규, 김태오)

기본연구 23-09 미디어 이용 조사의 모드 효과 비교(신지형)

기본연구 23-10 방송미디어분야 자율규제 제도화 방안 연구(이종원)

기본연구 23-11 이동통신 네트워크 인프라 산업 생태계의 전환 방향 연구(여재현, 박지현, 윤도원, 장희선, 김선우, 정인준, 박의환)

■ 2024 기본연구

기본연구 24-01 AI 반도체 생태계 조사(윤성욱, 김민식, 민대홍)

기본연구 24-02 인공지능 감시에 의한 권력의 확대와 그 규범적 대응방안 연구(문광진, 허진주, 전민경)

기본연구 24-03 시청각미디어 콘텐츠의 공정한 거래를 위한 정책 방안 연구: 수익 배분 관련 이슈를 중심으로(강준석)

기본연구 24-04 온라인 광고 시장의 경매 경쟁에 대한 연구(백소성, 윤도원)

기본연구 24-05 기술진보에 따른 산업별 업무 변화 연구(서영선)

기본연구 24-06 5G 요금제 특성이 이용자 편익에 미치는 영향: 단말기와 요금제의 결속을 중심으로(박진환)

기본연구 24-07 방송 프로그램 장르 구분의 타당성 검토: 방송법과 방송사업자 및 수용자의 장르 분류 기준 차이를 중심으로(황현정)

기본연구 24-08 생성형 AI가 미디어 분야에 미칠 영향에 대한 탐색적 연구(곽동균, 김남두, 주성희, 황현정, 강하연, 김예빈)

기본연구 24-09 디지털 경제 활성화를 위한 실물 자산 (Real World Asset) 토큰 시장의 탈중앙화 금융 알고리즘 적용 가능성 연구(김 찬)

기본연구 24-10 AI 반도체 정책의 효과성 제고 방안 연구(정현준, 김민식, 오정숙)

● 저 자 소 개 ●

서 영 선

• 서울대학교 경제학 박사
• 현 정보통신정책연구원 부연구위원

기본연구 24-05

기술진보에 따른 산업별 업무 변화 연구

2024년 12월 일 인쇄
2024년 12월 일 발행

발행인 김 정 언
발행처 정 보 통 신 정 책 연 구 원
충청북도 진천군 덕산읍 정통로 18
TEL: 043-531-4114 FAX: 043-535-4695～6
인 쇄 인 성 문 화
ISBN 979-11-7000-393-9 93320

〈비매품〉