creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

경영학 석사학위 논문

자동화에 관한 직업이동 간 스킬연관성의 영향

The effect of skill relatedness on occupational mobility concerning automation.

2023 년 2 월

서울대학교 대학원

협동과정 기술경영경제정책전공

이 수 형

자동화에 관한 직업이동 간 스킬연관성의 영향

The effect of skill relatedness on occupational mobility concerning automation.

지도교수 이정동

이 논문을 경영학석사학위 논문으로 제출함

2023 년 2 월

서울대학교 대학원
협동과정 기술경영경제정책전공
이 수 형

이수형의 경영학석사학위 논문을 인준함

2023 년 2 월

위 원 장 _____이 종 수_____ (인)

부위원장 _____이 정 동_____ (인)

위 원 _____백 철 우_____ (인)

초 록

기계와 인적노동 간의 관계에 대한 많은 연구들은 노동자들이 겪는 비우호적 영향의 원인을 자동화로 지목한다. 하지만 자동화는 기술변화의 한가지 유형일 뿐이며, 새로운 직업을 만들어내는 기술변화는 노동자들에게 직업이동의 기회를 제공하고 있다. 본 연구에서는 자동화 대체 위험을 겪은 노동자들이 직업이동의 기회를 갖지 못한 근본적인 원인은 보유한 스킬의 활용처를 찾지 못하는 스킬 불일치(skill mismatch)에 있으며, 이를 해결하기 위해서는 직업 간 스킬의 연관성(skill relatedness)에 주목해야한다고 보았다. 또한 연관성이 직업이동을 제약함을 주장하는 선행연구들에 반해, 직업 간 스킬연관성이 직업이동에 대해 기회의 역할을 할 것임을 주장한다. 이를 위해 영포화 음이항 모델(ZINB model)을 활용하여 직업이동에 대한 스킬연관성의 영향을 분석했다. 더불어 스킬연관성 바탕의 직업 네트워크를 통해 자동화가 오히려 스킬 불일치를 완화할, 그리고 인식하지 못했던 직업 간 스킬연관성을 새롭게 발견하게 될 가능성을 제기한다. 연구의 결과를 통해 스킬연관성 바탕의 유연한 직업이동을 유도하려는 노력이 필요하며, 자동화 대체 위험이 야기하는 단기적 현상에 대한 과장된 우려에 주목하기 보다는 장기적 시각에서 정책이 수립되어야 함을 주장한다.

주요어 : 직업 간 스킬의 연관성, 스킬 불일치, 직업이동, 자동화 대체 위험, 영포화 음이항 모델, 네트워크 분석

학 번 : 2021-27772

목 차

초 록 iii

목 차 iv

표 목차 vii

그림 목차 viii

1. 서론 1

2. 문헌조사 6

2.1 인적노동에 대한 자동화의 영향 6

2.1.1 대체(substitute) 6

2.1.2 보완(complement) 7

2.1.3 직업의 양극화 8

2.1.4 직업의 질(the quality of jobs) 9

2.2 스킬 불일치(skill mismatch) 1 1

2.2.1 스킬 불일치의 정의와 원인 1 1

2.2.2 스킬 불일치의 이질적 영향 1 1

2.3 연관성(relatedness) 1 3

2.3.1 연관성의 정의와 지역·기업·산업 수준 관련 연구 1 3

2.3.2 직업이동과 직업 간 스킬연관성(skill relatedness) 1 4

2.4 가설 1 6

3. 데이터 1 9

3.1 한국노동패널조사, 재직자조사 19
3.2 직업의 자동화 대체 확률 21
3.3 변수 22
4. 방법론 25
4.1 회귀분석 : 영포화 음이항 모델(ZINB model) 25
4.2 직업 네트워크 구축 27
4.3 직업 내 스킬의 중요도에 대한 자동화의 영향 28
5. 결과 30
5.1 분석결과 30
5.1.1 상관관계 분석 결과 31
5.1.2 회귀분석 결과 32
5.1.3 종합 35
5.2 자동화 영향으로 인한 직업 간 스킬연관성의 변화 36
5.2.1 직업 네트워크 36
5.2.2 스킬에 대한 자동화의 영향 37
5.2.3 자동화 영향 이후 예상되는 직업 네트워크 38
5.2.4 종합 41
6. 논의 43
6.1 연구의 기여 43
6.2 정책적 시사점 44
6.3 공군에 대한 시사점 47

6.3.1 숙련급 조종사 유출 문제 47
6.3.2 무인기 역할의 증대 49
6.4 연구의 한계 50
7. 결론 51
참고문헌 53
부 록 60
Abstract 64

표 목차

[표 1] 변수 22
[표 2] 기초통계량 30
[표 3] 변수 간 상관관계 31
[표 4] 회귀분석 결과 : $skRltd_{ij}\,(log)$ 및 임금의 상·하향 직업이동 32
[표 5] 회귀분석 결과 : $pathlen_{ij}\,(log)$ 및 임금의 상·하향 직업이동 33
[표 6] 회귀분석 결과 : 스킬 획득의 부담을 감수·회피하는 직업이동 34
[표 7] 자동화 영향 이전/이후 직업의 스킬 중요도 비교 예시 40
[표 S1] 자동화수준, 교육수준, 요구되는 훈련기간 관련 설문 문항 60
[표 S2] 제로모델 추정결과 : $skRltd_{ij}\,(log)$ 및 임금의 상·하향 직업이동 61
[표 S3] 제로모델 추정결과 : $pathlen_{ij}\,(log)$ 및 임금의 상·하향 직업이동 61
[표 S4] 제로모델 추정결과 : 스킬 획득의 부담을 감수·회피하는 직업이동 62
[표 S5] 각 직업군 내 10 개 대표 직업 62

그림 목차

[그림 1] $TRcountij$와 $skRltdij$간 산점도(scatter plot) 3 1

[그림 2] 직업 네트워크 3 7

[그림 3] 스킬에 대한 자동화의 영향..... 3 7

[그림 4] 자동화 영향 이후 예상되는 직업 네트워크(FO network) 3 9

[그림 S1] 직업 네트워크 : KSCO 5 차 소분류 기준 직업분류..... 6 3

1. 서론

기계에 의해 인적노동(human labor)이 대체되어 노동자들이 직업을 잃을 것이라는 두려움은 1, 2차 산업혁명기 이후 기술변화(technological change)와 함께 현재까지 이어지고 있으며, 이에 대한 논의는 기술변화가 중단되지 않는 한 지속될 것으로 보인다. 2000년대 들어 관련 연구는 Goos & Manning (2007)이 주장한 직업의 양극화(job polarization) 현상을 관찰하기에 이르고 있다.

급격한 기술변화가 경제성장을 견인해 왔음에 많은 이들이 동의하며, 더불어 새롭게 출현한 직업들이 노동자들에게 기회가 되었음 또한 장기적 시각에서 부인할 수 없다 (Mokyr et al., 2015; Frey, 2019). 동시에 기술변화와 장기적 경제성장의 혜택을 얻지 못한 노동자들이 기계를 도입한 직장으로부터 밀려났음 또한 사실이다 (Frey, 2019).

직업의 양극화 현상에 관한 연구들은 고숙련 및 저숙련 직업(high- and low-skilled occupations)의 고용은 기술변화와 경제성장의 영향을 직·간접적으로 받아 성장했지만 자동화가 상대적으로 쉬운 루틴한 직무(routine tasks)를 주로 수행하는 중간 숙련 직업(middle-skilled occupations)의 고용은 감소했음을 관찰했다. 특히, 자동화 대체를 겪은 중간 숙련 노동자들이 요구되는 스킬의 획득이 비교적 쉬운 저숙련 직업으로 유입되면서 저숙련 직업의 임금은 증가하지 않았으며 고숙련 직업의 임금만이 증가했음을 관찰했다 (Autor, 2015). 이와 관련하여 본 연구는 자동화로 인해 일부 노동자들이 저숙련 직업으로 밀려난 현상의 보다 근본적인 원인을

고민할 필요가 있다는 문제의식을 제기한다. 또한 그 원인이 자동화의 영향보다는 직업 간 연관성의 존재를 인식하기에는 너무 먼 거리(too big cognitive distance) (Galetti et al., 2021)로 인해 직업이동에 있어 자신의 스킬을 활용할 수 있는 직업을 찾지 못하는 상황, 즉, “스킬 불일치(skill mismatch)” (Nedelkoska & Neffke, 2019)에 있다고 주장한다. 기술변화와 경제성장의 혜택이 존재함에도 불구하고 자동화로 인해 직업이동을 해야만 하는 상황에서 대안직업의 존재 (Neffke & Henning, 2013)를 인식하지 못한다면, 스킬 불일치로 인해 발생하는 문제를 완화하기 어려울 것이다. 바꾸어 말하자면, 기술변화와 경제성장이 아무리 많은 새로운 직업의 출현을 견인하더라도 스킬 불일치를 완화하지 못한다면 자동화 대체를 겪은 노동자들이 새로운 직업으로 이동할 기회를 발견하기 어려울 것이다. 기회를 발견하기 위해서는 연관성(relatedness)에 주목할 필요가 있다.

연관성은 현재 활동과 연관된 경제적 활동으로 진입하는 다각화(diversification)의 과정을 이해하기 위해 지역·기업·산업 수준에서 주로 연구되었다 (Hidalgo et al., 2018). 관련 연구들은 연관성이 성공적인 다각화에 우호적 영향을 미침을 주로 주장한다. 반면, 연관성을 직업 수준에서 관찰한 연구들은 직업 간 연관성으로 인해 직업이동이 제한됨을 주장한다. 특히 주로 저숙련 노동자들이 종사하는 자동화 대체 위험이 높은 직업들 간의 연관성이 높다는 관찰을 통해, 저숙련 노동자들이 겪을 위험에 대해 경고하고 있다. 하지만 연관성의 원칙(the principle of relatedness)이 어느 수준에서나 일반적으로 적용된다면, 연관성은 노동자의 성공적인 다각화,

즉, 직업이동에 우호적 영향을 미칠 것이라는 질문을 던질 수 있다. 이에 따라 본 연구에서는 “다각화에 우호적 영향을 미친다는 연관성의 원칙이 왜 직업이동에만 적용되지 않는가?”라는 질문을 던지고자 한다.

본 연구에서는 연관성의 원칙에 비추어 세가지 주장을 하고자 한다. 먼저, 노동자의 성공적인 다각화는 임금이 증가하는 방향으로의 직업이동(상향 직업이동)으로 표현하여, 연관성의 원칙에 따라 직업 간 스킬연관성은 임금의 상향 직업이동에 우호적 영향을 미침을 주장하고자 한다.

한편으로, 다른 직업으로 이동하기 위해서는 목표 직업의 스킬 요구사항(skill requirement)을 충족해야 한다. 성공적인 다각화에 우호적 영향을 미친다는 연관성의 원칙이 일반적이라면, 연관성은 노동자가 추가적 스킬을 획득하여 스킬 불일치를 완화하는 데에 기여할 것이다. 이에 따라 본 연구에서는 두번째로, 연관성의 원칙에 따라 직업 간 스킬연관성은 스킬 획득의 부담을 감수하는 직업이동에 우호적 영향을 미침을 주장하고자 한다.

마지막으로, 현재는 인식할 수 없는 직업 간 스킬연관성을 자동화로 인해 새롭게 발견하게 될 가능성을 제기하고자 한다. 이를 위해 자동화가 각 직업 내 스킬의 중요도에 미칠 영향, 즉, 자동화로 인해 한 직업 내 한 스킬의 중요도가 변화될 것임에 주목했다. 다만, 스킬은 노동자가 가진 능력이기 때문에 자동화된다고 할 수는 없다. 직업은 직무의 묶음(a bundle of tasks)이며 (Autor et al., 2003; Brynjolfsson et al., 2018; Nedelkoska et al., 2018; Robinson, 2018), 스킬은 직무를 수행하기 위해 지닌 노동자의 특징이라 할 수 있다 (Nedelkoska & Neffke, 2019). 또한 자동화되는 것은

직업 혹은 스킬이 아니라 직무라 할 수 있다 (Arntz et al., 2017). 때문에 한 직업 내 직무가 자동화된다면 그 직무 수행을 위해 노동자에게 요구되었던 스킬의 중요도는 감소될 것이다. 이에 따라 본 연구에서는 미국 내 각 직업에 대해 Frey & Osborne (2017)이 추정한 직업의 자동화(컴퓨터화) 대체 확률을 활용, 각 직업 내 스킬의 중요도를 감소시킴으로써 변화될 것으로 예상되는 직업 간 스킬연관성을 산출하여 자동화 영향 이후 예상되는 직업 네트워크를 구축했다. 그 결과, 현재는 인식할 수 없는 직업 간 스킬연관성을 자동화로 인해 새롭게 발견하게 될 것임을 기대할 수 있었다.

본 연구의 결과는 연관성으로 인해 직업이동이 제한된다는 선행연구들에 반해 연관성의 원칙이 직업이동에도 동일하게 적용될 수 있음을 시사한다. 또한 직업에 대한 자동화의 영향을 부정적으로 바라본 선행연구들에 반해 자동화가 오히려 직업이동에 대해 우호적 영향을 미치게 될 가능성을 제기한다. 본 연구에서는 대안직업 존재 인식의 기회를 제공하는 스킬연관성을 통해 스킬 불일치를 완화하여 보다 유연한 직업이동 기회를 발견하는 방향으로의 정책적 시사점을 제시한다.

더불어 본 연구의 결과는 연구자가 속한 공군이 지속적으로 겪고 있는 민간 항공사로의 숙련급 조종사 유출 방지 관련하여 조종사 처우 개선에 주목하고 있는 정책에 대해 새로운 시각을 제시한다. 공군 조종사들이 민간 항공사로 이직하는 이유는 다양하며, 그 중 한가지는 공군 조종사가 가진 여러 스킬들 중 항공기 조종 능력에만 주목함으로 인해 발생하는 스킬 불일치에 있다고 할 수 있다. 공군 조종사는 진급할수록 항공기 조종 능력을 활용할 수 있는

비행대대보다는 여러 정책부서에서 복무해야 한다. 하지만 항공기 조종 능력에만 주목하는 것은 공군 조종사의 스킬을 활용할 대안은 민간 항공사라는 인식을 가져온다. 현대의 공군 조종사가 보유한 스킬은 항공기의 변화 그리고 공군의 영역 확장과 함께 과거에 비해 다양해졌다. 때문에 공군 조종사가 보유한 스킬의 다양함을 인식한다면 군 내 그 스킬의 활용처를 발견할 수 있을 것이며, 그로 인해 숙련급 조종사의 이직 문제가 완화될 것임을 기대해볼 수 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에는 인적노동에 대한 자동화의 영향, 스킬 불일치 및 연관성 관련 선행연구 조사와 본 연구의 가설에 대해 기술했다. 3장에서는 본 연구에서 활용한 데이터에 대해(한국노동패널조사, 한국직업정보 재직자조사, 직업의 자동화 확률 (Frey & Osborne, 2017)), 4장에서는 회귀분석 모델(영포화 음이항 모델, Zero-Inflated Negative Binomial model), 네트워크 구축, 그리고 직업 내 스킬의 중요도에 대한 자동화의 영향을 구한 방법에 대해 설명했다. 5장에는 회귀분석의 주요 결과와 해석, 그리고 자동화로 인한 직업 간 스킬연관성의 변화 가능성 관련 연구결과와 해석을 수록했다. 6장에는 연구의 기여, 정책적 시사점과 함께 공군 위탁교육생 신분의 연구자로서 공군에 제시하는 함의 그리고 본 연구의 한계를 수록했다. 마지막 7장에는 결론을 수록했다.

2. 문헌조사

2.1 인적노동에 대한 자동화의 영향

자동화 대체 위험을 포함하는 기술변화의 인적노동에 대한 영향 관련 논의는 자동화가 명시적 규칙(explicit rules)을 따르는 루틴한 직무(routine tasks)를 대체(substitute)한다는 주장과 문제해결 및 복잡한 의사소통 등 루틴하지 않은 직무(non-routine tasks)를 보완(complement)한다는 주장(Autor et al., 2003), 그리고 대체와 보완의 영향이 함께 나타나면서 직업의 양극화 현상(job polarization) (Goos & Manning, 2007; Goos et al., 2009)이 발생한다는 논의에 이르고 있다.

2.1.1 대체(substitute)

'대체' 관련 가장 영향력 있는 최근의 연구로(seminal research), Frey & Osborne (2017)은 미국 직업의 47%가 수 십년 내 자동화(컴퓨터화)에 의해 대체될 가능성이 높을 것으로 예측했다. 또한 Frey & Osborne (2017)이 제시한 자동화 대체 확률 추정 결과를 활용하여 인적노동과 직업이동에 대한 자동화의 영향을 부정적으로 평가하는 다수의 연구들이 뒤를 잇고 있다. 최근 연구로, del Rio-Chanona et al. (2021)은 자동화 대체 위험으로 인해 저임금 노동자들이 겪을 장기적 실업에 대한 직업 간 연관성(네트워크의 구조)의 영향을 조사했으며, Dworkin (2019)은 자동화 대체 위험이 높은 직업의 노동자들은 위험이 낮은 직업의 노동자들에 비해 지속적인 위험을 겪는

것으로 관찰했다. 또한 Mealy et al. (2018)은 업무의 유사성(similarity)에 따라 구축한 직업 네트워크 상에서 자동화 대체 위험이 높은 직업들이 군집화(clustering) 되는 경향을 통해 직업이동에 대한 자동화의 비우호적 영향을 주장했다. 더불어 Nedelkoska et al. (2018)은 자동화 대체 위험이 높은 직업들은 고용 규모와 소득이 적으며 실업을 겪을 가능성이 높은 것으로 관찰했다.

2.1.2 보완(complement)

'보완'에 관련하여 Autor (2015)는 루틴하지 않은 직무, 즉, 추상적(abstract) 직무와 매뉴얼(manual) 직무에서 인적노동이 기계에 대한 비교우위를 가짐을 주장했다. 더불어 그는 인적노동에 대한 자동화의 영향을 완화시킬 수 있는 요소(mitigating forces)를 상호보완성(complementarity), 수요탄력성(demand elasticity), 노동공급(labor supply) 으로 정리했다.

보다 직접적 영향이라 할 수 있는 상호보완성에 관련하여, Berger & Frey (2016)는 미국 노동시장 내 신규 직업명의 조사를 통해 1970년대까지는 주로 루틴한 스킬이 요구되었지만 1980년대 컴퓨터의 도입 이후 추상적 스킬이 주로 요구되었음을 관찰했다. 이를 통해, 컴퓨터 도입이 새로운 직업 출현의 원인이었으며, 컴퓨터가 루틴한 직무를 대체함과 동시에 추상적 직무를 보완함을 주장했다.

한편, 간접적 영향이라 할 수 있는 수요에 관련하여 Bessen et al. (2020)은 100년 뒤 노동자들이 주당 15시간만 일할 것이라는 Keynes

(1930)의 예측은 인간의 욕구, 즉, 수요를 고려하지 않아 맞지 않았음을 지적한다. 유사한 맥락에서 Mokyr et al. (2015)은 인적노동에 대한 기술변화의 영향 관련 비관론(pessimism)은 경제성장이 어느 순간에는 충족된다는 정태적 상태(stationary states)를 가정한 것임을 비판하면서 경제성장과 함께 새로운 직업에 대한 수요가 존재하는 한 기술적 실업(technological unemployment)은 단기적 현상임을 주장한다. 이러한 시각들은 기술변화로 인해 추상적 직무 집약 직업에 대한 수요가 직접적으로 증가했으며, 사회적 소득이 증가하면서 매뉴얼 직무 집약 직업의 수요가 간접적으로 증가했다는 Autor (2015)의 주장과 맥을 같이 한다.

2.1.3 직업의 양극화

이를 넘어 Goos & Manning (2007)과 Goos et al. (2009)은 스킬편향 기술변화(SBTC, Skill-Biased Technological Change)와 루틴한 스킬의 컴퓨터화가 함께 발생한다는 Autor et al. (2003)의 가설에 따라 영국을 비롯한 유럽 국가들의 고용패턴을 실증적으로 관찰하여 직업의 양극화 현상이 발생함을 주장했다. 자동화의 영향을 루틴화 가설(routinization hypothesis)에 따라 관찰한 이 연구들은 코드화(encoding)가 상대적으로 쉬운 루틴한 직무를 수행하는 인적노동을 자동화가 대체한다고 주장한다. 그로 인해 루틴한 직무를 주로 수행하는 중간 숙련 직업의 고용이 감소하며, 루틴하지 않은 직무를 주로 수행하는 고숙련 및 저숙련 직업의 고용이 자동화의 직·간접적인 영향을 받아 증가한다고 주장한다 (Autor, 2015). 즉,

중간 숙련 직업의 공동화(hollowing-out) (Frey & Osborne, 2017)와 고숙련 및 저숙련 직업의 고용성장으로 인한 직업의 양극화 현상의 원인을 자동화로 지목한다.

자동화로 인한 직업의 양극화 현상을 관찰한 국내 연구 또한 존재한다. Kim (2012)은 Autor et al. (2003), Goos & Manning (2007)의 가설을 바탕으로 고숙련 및 저숙련 직업의 고용 성장속도가 중간 숙련 직업에 비해 빠름을 관찰했으며, 직업의 양극화가 한국 노동시장 내에서도 1990년대 이후 발생하고 있음을 주장했다. 직업의 양극화 현상의 원인 중 한가지로 스킬편향 기술변화를 지목한 전병유 외 (2007)는 1990년대 이후 중간 숙련 직업의 고용 및 임금계층의 비중이 감소했음을 관찰했다. 이러한 연구결과들은 인적노동과 직업에 대한 자동화의 영향이 한국에서도 미국과 유사하게 나타남을 시사한다.

2.1.4 직업의 질(the quality of jobs)

선행연구들의 주장에 비추어 인적노동과 직업에 대한 자동화의 영향을 정리하자면, 자동화가 인적노동과 직업을 대체함과 동시에 기술변화와 경제성장으로 인해 새로운 직업이 출현하여 노동자들에게 기회가 주어지고 있다고 할 수 있다. 루틴하지 않은 직업이 성장한다는 양(quantity)에 관한 관찰에 비추자면, 일견 자동화 대체 위험에 대한 혹은 기술적 실업에 대한 우려가 기우(杞憂)에 불과하다고 이해할 수도 있다. 그러나 직업의 양극화

현상 관련 선행연구들과 본 연구에서는 직업의 질(the quality of jobs)에 주목한다 (Autor, 2015; Autor, 2020).

직업의 질에 관한 문제의식을 갖기 위해서는 Autor (2015)가 정리한 완화 요소 중 3번째인 노동공급에 관한 설명이 필요하다. Autor (2015)는 고숙련 노동자들의 공급에 요구되는 시간(교육기간)으로 인해 고숙련 노동자의 공급은 비탄력적이며, 때문에 이들의 임금이 증가해왔다고 말한다. 반면, 저숙련 노동자의 공급은 탄력적 특성을 가지며, 특히 자동화로 인해 밀려난 중간 숙련 노동자들이 요구되는 스킬의 획득이 어려운 고숙련 직업보다는 저숙련 직업으로 유입되면서 매뉴얼 직무 집약 직업의 수요증가를 공급이 쉽게 따라잡을 수 있었다고 말한다. 그로 인해 저숙련 노동자의 임금 증가는 고숙련 노동자에 비해 일정 수준으로 제한되었다고 주장한다.

이와 관련하여 본 연구에서는 자동화로 인해 직업이동을 선택해야 하는 상황을 맞은 노동자들이 선호 직업(lovely jobs)보다 기피 직업(lousy jobs) (Goos & Manning, 2007)으로 이동하며 발생한 직업의 양극화 현상의 보다 근본적인 원인은 자동화 대체가 아니라 고숙련 직업이 요구하는 스킬의 획득이 어려움에 있다는 점을 주장한다. 또한 근본적인 원인을 해결하기 위한 방법을 찾아야할 필요가 있다. 다음 절에서는 근본적 원인에 대해 먼저 고민해 보고자 한다.

2.2 스킬 불일치(skill mismatch)

2.2.1 스킬 불일치의 정의와 원인

직업의 양극화 현상의 근본적인 원인은 자동화 대체 위험보다는 스킬 불일치에 있다고 볼 수 있다. Nedelkoska & Neffke (2019)는 *고용주가 필요로 하는 스킬을 구할 수 있는 곳에 대한 정보를 갖지 못하거나 혹은 피고용인이 자신의 스킬을 필요로 하는 곳을 찾지 못하는 현상*을 스킬 불일치(skill mismatch)로 정의한다 (본 연구에서는 피고용인이 겪는 스킬 불일치에 주목한다). 노동자들은 직무를 수행하는 와중에 반복경험학습(learning-by-doing)을 통해 스킬을 획득하기 때문에, 한 노동자의 스킬 포트폴리오(스킬 집합)는 주어진 업무환경 내 경험에 의해 결정된다고 말할 수 있다 (Galetti et al., 2021; Neffke & Henning, 2013). 때문에 직업이동을 결심해야 하는 상황에 놓인 한 노동자는 자신의 스킬을 활용할 수 있는 직업을 쉽게 발견하지 못한다. 즉, 스킬 불일치는 대안직업의 존재를 인식하기에는 너무 먼 거리(too big cognitive distance) (Galetti et al., 2021)로 인해 발생하는 것으로 이해된다. 바꾸어 말하자면, 스킬 불일치는 "현 직업에서만 활용하던 스킬을 다른 직업에 활용해야만 할 때, 그 스킬의 활용처를 발견하지 못하는 현상"으로 이해할 수 있다.

2.2.2 스킬 불일치의 이질적 영향

스킬 불일치로 인해 겪을 어려움은 노동자의 특성에 따라 다르다 (Czaller et al., 2021). 다양한 혹은 여러 직업에서 활용할 수 있는 스킬 포트폴리오를

보유한 고숙련 노동자와 그렇지 않은 저숙련 노동자 모두 직업이동을 결심해야 하는 상황이 주어졌을 때 스킬 불일치를 겪을 것이다. 하지만 고숙련 노동자들은 유용한 스킬 포트폴리오가 주는 노동시장 내 협상력(bargaining power)의 우위를 통해 스킬 불일치를 상대적으로 쉽게 해소할 것이며, 저숙련 노동자들은 상대적으로 많은 어려움을 겪을 것이다 (Joyez & Laffineur, 2022).

여러 선행연구들은 스킬 불일치를 쉽게 해소하지 못하는 저숙련 노동자에 주목하고 있다. 자동화 대체 위험에 대응하기 위한 최적의 직업이동 추천을 시도한 Dworkin (2019)은 직업을 이동해야 하는 상황에서 의료, 과학, 비즈니스 그룹에 비해 스킬 불일치로 인한 부담을 특히 많이 가지는 그룹은 서비스, 산업 노동자 그룹임을 관찰했다. Czaller et al. (2021)은 다양한 직업들이 연결되어 있는 대도시가 노동자들에게 경력향상(career upgrade)의 기회를 제공함에도 불구하고, 여성, 모국에서 얻은 역량을 충분히 활용하지 못하는 이민자, 그리고 보유한 스킬의 수준이 낮은 노동자들은 그 기회를 활용하지 못하는 것으로 관찰했다. 추가로 Autor (2020)는 도시의 고숙련 노동자들과 함께 일하면서 이익(urban premium)을 얻은 중간 숙련 노동자들이 1980년대 이후 자동화 대체 위험 등을 겪으면서 도시 밖으로 혹은 저임금 직업으로 내몰렸음을 관찰했다. 이 연구들은 현재 보유한 스킬의 활용처를 쉽게 발견하지 못하는 저숙련 노동자들이 겪을 어려움을 시사한다 (Nedelkoska et al., 2015). 즉, 스킬 불일치를 쉽게 해소하지 못하는 노동자들은 직업이동에 관해 유리한 위치를 갖지 못한다고 할 수 있다.

2.3 연관성(relatedness)

2.3.1 연관성의 정의와 지역·기업·산업 수준 관련 연구

스킬 불일치를 해소하지 못해 노동시장 내 불리한 위치에 있는 노동자들을 위해 "연관성(relatedness)"에 주목할 필요가 있다. 연관성은 주로 지역·기업·산업 수준에서 연구되었다. Hidalgo et al. (2018)은 *한 지역이 그의 현재 활동과 연관된 경제적 활동으로 진입(혹은 이탈)할 확률(the probability that a region enters (or exits) an economic activity as a function of the number of related activities present in that location.)*이라 연관성을 정의한다. Hidalgo et al. (2018)이 주장하는 바에 따르면, 연관성 연구의 목적은 다각화 과정의 경로를 예측하기 위함이라 할 수 있다.

지역 수준(regional study)의 연관성 연구로, 시뮬레이션 방법론을 활용한 Moro et al. (2021)은 직업 간 스킬이 공유되는 수준을 계산하여 얻은 스킬연관성 바탕의 직업 네트워크를 미국 주요 도시별로 구축했으며, 자동화 충격에 대해 각 도시들이 보이는 고용의 회복탄력성(resilience)을 비교 관찰했다. 그 결과, 직업 간 연결이 높은 도시들은 장기적으로는 충격 이전에 비해 실업률이 감소할 것으로 예측되었으며, 이를 통해 지역 내 이미 존재하는 직업과 연관되는 직업 육성의 필요를 주장했다. 이 연구는 연관성이 외부의 충격에 대응할 수 있는 수단임을 시사한다 (Hidalgo et al., 2018). 또한 Farinha et al. (2019)에 따르면, 연관성은 한 지역으로의 새로운 직업의 진입을 촉진하고 이탈을 방지하는 역할을 하기도 한다. 산업 및 기업 수준(industrial and firm study)의 연관성 연구로, 자원기반관점(resource-

based view)을 바탕으로 연관성에 접근하여 산업 간 노동이동과 기업의 다각화를 관찰한 Neffke & Henning (2013)은 한 산업에서 활용되던 인적자원(스킬)을 다른 산업에서도 활용할 수 있으며, 연관성을 따라 사업 영역을 다각화하는 기업이 성공할 가능성이 높다고 주장했다.

다각화 경로 예측의 기회를 제공하는 연관성에 대해 다른 측면으로는 다각화 경로를 제약하는 역할을 한다고 말할 수 있다 (Muneepeerakul et al., 2013). 하지만, Hidalgo et al. (2018)의 주장과 같이 연관성 연구의 목적은 한 지역 혹은 기업에게 "유리한" 다각화의 방향을 식별함에 있다. 그러한 맥락에서, 지역·기업·산업 수준의 연구들은 기회와 제약(opportunities and constraints)이라는 연관성의 양면 중 (Galetti et al., 2021), 제약보다는 기회의 측면에 주목하는 것으로 이해된다.

2.3.2 직업이동과 직업 간 스킬연관성(skill relatedness)

그러나 유독 직업이동에 관한 연관성 연구들은 오직 제약의 측면에 주목하는 것으로 보인다. 또한 2.3.1의 연구들은 직업에 관한 함의를 제시하지만 지역·기업·산업 수준 다각화를 설명하기 위한 수단으로 직업을 관찰했을 뿐이며 노동자가 직업이동의 기회를 가질 것이라는 설명을 하지는 않는다.

네트워크 분석을 수행한 연구 중, 미국 O*Net 데이터를 활용하여 구축한 스킬 네트워크를 통해 120개 스킬 간의 연관성을 조사한 Alabdulkareem et al. (2018)은 노동자들이 현재 보유한 스킬과 유사한 스킬을 요구하는

직업으로 이동하는 경향을 관찰했다. 이 연구는 양극화된 스킬 네트워크의 구조가 감각육체적 (sensory-physical) 직업으로부터 사회인지적(socio-cognitive) 직업으로의 이동을 제약하는 병목현상(bottleneck)을 초래한다고 주장한다. 또 다른 네트워크 분석으로, Dworkin (2019)은 각 직업들이 서로 간의 스킬연관성으로 인해 네트워크 상에서 뚜렷하게 군집화(clustering)되며, 각 직업군을 넘나드는 직업이동에는 새로운 스킬 획득의 정신적 부담이 따른다고 주장한다. 더불어 네트워크 분석을 통해 프랑스 내 직업이동 경향을 관찰한 Joyez & Laffineur (2022)는 편향된 기술변화의 혜택(benefit)을 얻는 노동자들은 상대적으로 많은 직업이동의 기회를 가지며, 그렇지 않은 노동자들은 노동시장으로부터 기술변화로 인한 비우호적 영향을 받는다고 주장했다.

이와 같은 선행연구들의 결과는 직업이 요구하는 스킬 집합의 다양성(variation)을 고려하지 않았기 때문에 나타난 것으로 이해된다 (Arntz et al., 2017). 직업은 여러 직무의 묶음 (Autor et al., 2003; Brynjolfsson et al., 2018; Nedelkoska et al., 2018; Robinson, 2018), 스킬은 직무를 수행하기 위해 노동자가 보유한 특징이라 할 때 (Nedelkoska & Neffke, 2019), 노동자는 한 직업 내 직무 수행에 요구되는 여러 스킬의 집합을 보유해야만 한다. 또한 각 스킬은 한 직업 내에서 요구되는 중요도가 다를 뿐, 한가지 스킬은 여러 직업에 활용할 수 있다 (Nedelkoska et al., 2018).

Nedelkoska et al. (2018)은 이러한 맥락에서 발생하는 직업 간 스킬연관성을 충분히 활용한다면 여러 직업에 대한 유동성(transferability)을

갖는 스킬의 특성을 통해 직업이동에 요구되는 부담을 완화할 수 있다고 주장한다. 바꾸어 말하자면, 스킬의 다양성을 바라보지 못하고, 한 직업이 특정 스킬(occupation-specific skills)만을 요구한다는 인식이 스킬의 유동성을 막는 장애물이라 할 수 있다. 이러한 점을 고려할 때 스킬연관성은 직업이동을 이해함에 있어 중요한 요소라 할 수 있다 (Gathman & Schönberg, 2010; Joyez & Laffineur, 2022 ; Nedelkoska et al., 2018). 또한 스킬연관성을 따라 스킬 불일치를 완화할 때, 기술변화와 경제성장이 제공하는 직업이동의 기회가 고르게 분배될 것이라 할 수 있다.

2.4 가설

본 연구에서는 직업 간 스킬의 연관성이 직업이동에 미치는 영향에 관해 그 인과관계를 우선적으로 조사하고자 한다.

가설 1. 스킬연관성은 직업이동에 대해 양의 영향을 미친다.

다음으로 스킬연관성이 직업이동에 대해 기회와 제약 중 어떤 역할을 하는지 조사하고자 한다. Alabdulkareem et al. (2018)은 높은 임금이 감각육체적 스킬보다는 사회인지적 스킬과 관련된다는 연구결과를 통해 감각육체적 직업의 노동자는 스킬 집합의 비연관적인(unrelated) 급격한 전환을 이루어야 임금이 증가할 것임을 주장했다. 이에 반해 본 연구에서는 연관성의 원칙을 따를 때 임금이 증가할 것임을 주장하고자 한다. 즉, 스킬연관성의 역할을 제약으로 바라본 선행연구들과는 다르게, 본 연구에서는

연관성의 원칙이 일반적이라면 연관성은 직업이동에 대해 기회의 역할 또한 할 것으로 바라본다. 노동자 개인을 지역 혹은 기업과 대비(對比)한다면, 직업이동은 개인의 다각화 과정으로 볼 수 있다. 지역·기업·산업 수준의 연구들이 연관성이 갖는 기회의 측면에 주목한 바와 같이, 직업 간 스킬연관성 또한 직업이동에 대해 기회의 역할 또한 할 것으로 예상된다. 본 연구에서는 임금 증가율이 높은 직업이동을 성공적인 직업이동으로 가정했다. 이에 따라 스킬연관성은 임금이 증가 혹은 감소하는 직업이동의 방향 중, 임금이 증가하는 방향의 직업이동(상향 직업이동)에 더 큰 영향을 미침을 밝히고자 한다.

가설 2. 스킬연관성은 임금의 하향 직업이동보다 상향 직업이동에 대해 더 많은 영향을 미친다.

Robinson (2018)은 1980~1990년대 간 미국 내 직업이동이 대부분 유사한 직업으로 발생했으며, 동시에 새로운 스킬을 획득하면서 경력을 향상시키는 경향이 있었음을 관찰했다. 반면, 유사하지 않은 직업으로의 이동(스킬 집합의 급격한 전환에 의한 직업이동)은 대부분 임금의 감소와 스킬 포트폴리오의 하향 전환으로 이어졌음을 관찰했다. 이 연구결과는 스킬연관성을 따를 때 스킬을 축적하는 직업이동이 가능하며 스킬연관성을 따르지 않는 급격한 직업이동은 노동자에게 유리하지 않을 것임을 시사한다(Nedelkoska et al., 2015)고 볼 수 있다. 본 연구에서는 Robinson (2018)의

주장에 비추어 스킬을 축적하는 직업이동에 대해 스킬 연관성이 우호적 영향을 미칠 것으로 기대했다.

가설 3. 스킬연관성은 스킬 획득의 부담을 회피하는 직업이동보다 스킬 획득의 부담을 감수하는 직업이동에 더 많은 영향을 미친다.

마지막으로 본 연구에서는 기술변화와 경제성장이 직업이동의 새로운 기회를 제공한다는 논의를 넘어, 직업이동을 저해하는 스킬 획득의 부담이 자동화로 인해 완화될 가능성을 제시하고자 한다. 고숙련 직업의 직무 수행에 요구되는 한 스킬이 자동화 이전에는 획득하기 어려운 상황을 가정했을 때, 더 많은 자동화가 이루어진다면 그 직무가 자동화되어 전문지식이 없는 노동자 또한 그 직무를 수행할 수 있을 것이다. 혹은 고숙련 직업이 요구하던 한 특정 스킬(occupation-specific skill)의 직업 내 중요도가 감소된다면 다른 스킬의 중요도가 상대적으로 증가할 것이며, 중요도가 증가한 스킬을 보유한 노동자가 그 직업으로 이동할 가능성을 제시하고자 한다. 관련하여 Susskind & Susskind (2015/2016)는 전문직이 수행하던 직무들이 기계에 의해 대체되어 전통적 전문직의 해체가 이루어질 것이라는 전망을 제시했다. 또한 의료, 법률, 교육, 회계, 건축 등 여러 분야에서 이미 그러한 현상이 나타나고 있음을 관찰했는데, 의료에 관해서는 미래에는 의사가 아니라 간호사가 진료를 볼 수 있을 것임을 예를 들어 전망했다. 이러한 주장에 비추어 볼 때, 자동화 이전에는 관찰할 수 없던 직업 간 스킬의 연관성이 자동화 이후에는 새롭게 관찰될 것임을 기대할 수 있다. 즉, 현재는 스킬

획득의 부담으로 인한 약한 스킬연관성 때문에 간호사가 의사로 이직하기 어렵지만, 의사의 주요 직무가 더 많은 자동화의 영향을 받는다면 간호사가 의사로 이직할 수 있는 가능성이 열릴 것임을 시사하고자 한다.

가설 4. 자동화는 직업 간 스킬연관성을 증가시킬 것이다.

3. 데이터

본 연구에서는 한국노동연구원이 1998년부터 매년 조사하여 제공하는 한국노동패널조사(KLIPS, Korean Labor & Income Panel Study) 데이터와 한국고용정보원이 2001년부터 매년 조사하여 제공하는 한국직업정보(KNOW, Korea Network for Occupations and Workers) 재직자조사 데이터 중, 2005~2015년 간의 데이터를 활용했다. 더불어 Frey & Osborne (2017)이 추정한 미국 내 702개 직업의 자동화(컴퓨터화) 대체 확률 값을 활용했다.

3.1 한국노동패널조사, 재직자조사

한국노동패널조사는 가구용, 개인용 자료를 제공하며 본 연구에서는 개인용 조사 데이터 중 매년 개인이 종사한 직업의 정보를 활용했다. 조사된 개인 응답자수는 2005년 11,580명, 2015년 14,010명이며, 2005~2015년 간 한국표준직업분류(KSCO, Korean Standard Classification of Occupations) 소분류 수준 161개 직업의 정보를 얻을 수 있었다. 한국노동패널조사는 국제표준직업분류(ISCO)를 따라 제정된 KSCO 5차(2000년 개정),

6차(2007년 개정), 7차(2017년 개정)의 직업코드로 데이터를 제공하며, 장기간의 정보를 얻을 수 있는 5차 코드를 활용했다. 데이터 전처리를 통해 노동자 13,310명의 연도별 종사 직업 정보를 얻었으며, 각 노동자가 t년도와 t+1년도에 종사한 직업을 비교하여 얻은 각 직업 간 발생한 이동 횟수를 바탕으로 직업이동 데이터를 구축했다. 이 중, 재직자조사 데이터와 매칭이 가능한 124개 직업의 정보를 활용했다.

재직자조사 데이터는 미국 O*Net(Occupation Network) 데이터를 모티브로 하여 직업별 30명을 목표로 조사되었으며, 업무수행능력 및 가치관, 지식 및 성격, 업무환경 및 흥미 등의 항목에 관한 설문조사 결과를 제공한다. 각 해 조사된 항목은 다르며, 본 연구에서는 직업이동 데이터와 매칭하여 최대한의 정보를 얻을 수 있는 2005~2015년 데이터를 활용했다. 본 연구에서는 재직자조사 데이터 중 각 직업이 요구하는 77개 스킬(44개 업무수행능력 및 33개 지식)의 중요도, 자동화수준, 교육수준, 그리고 각 직업 내 노동자의 평균 교육수준, 연령, 임금(2009~2015, 연봉), 각 직업이 요구하는 훈련기간(2009~2015)의 정보를 활용했다. 스킬의 중요도와 자동화수준은 1~5 척도로 조사되었으며, 1은 중요도(수준)가 가장 약함(낮음)을, 5는 중요도(수준)가 가장 강함(높음)을 나타낸다. 교육수준은 '중졸 이하'부터 '박사학위 취득'까지 각 노동자의 학위를 교육기간(최소 9년, 최대 23년)으로 변환했다 (김인백, 2022). 각 직업이 요구하는 훈련기간은 '1개월 미만'부터 '2년 이상'의 6가지 항목에 대해 조사되었는데, 각 항목의 최소값으로 변환하여 관련 변수를 구축했다. 재직자조사는 한국고용직업분류

(KECO, Korean Employment Classification of Occupations, 한국표준직업분류의 특수 분류) 세분류 수준의 코드 기반 자체 직업코드(KNOW 코드)를 바탕으로 수행된다. 데이터 전처리 후 2005~2015년 내 KNOW 코드 860개 직업의 정보를 얻었으며, KECO 코드를 통해 직업이동 데이터에 매칭하여 평균 값을 산출한 결과 KSCO 5차 소분류 124개 직업의 정보를 얻었다.

3.2 직업의 자동화 대체 확률

미국 내 직업에 대해 Frey & Osborne (2017)이 추정한 자동화 대체 확률 값은 각 직업 내 스킬의 중요도와의 상관관계(correlation)를 바탕으로 스킬에 대한 자동화의 영향을 나타내기 위해 활용했다. 이 연구결과는 한국의 직업이 아닌 미국의 직업을 대상으로 조사되었기 때문에 국가적, 사회적 환경이 통제되지 않은 상태에서 다른 나라의 직업 대상 연구결과를 활용한다는 측면에서 한계를 갖는다. 그러나 과거에 비해 현재의 기술변화는 여러 국가에 보다 일반적인 영향을 미치고 있으며, 특히 한국의 기술변화는 미국에 비추어 볼 때 더 이상 추격자의 위치에 있다고만 할 수는 없다 (김세움, 2015; 김인백, 2022). 본 연구에서는 이러한 판단을 바탕으로 Frey & Osborne (2017)이 추정한 각 직업의 자동화 대체 확률 값을 김인백 (2022)이 한국의 직업(KNOW 직업코드)에 매칭한 결과를 활용했으며, KSCO 5차 소분류 수준에서 직업별 평균값을 구해 활용했다.

3.3 변수

위 데이터를 활용해 구성한 변수는 [표 1]과 같다. 모든 변수는 직업 i와 j 간의 관계로 표현했다.

[표 1] 변수

구 분	변 수 명	설 명	출 처
종속 변수	$TRcount_{ij}$	직업 간 발생한 이동 횟수(0, 1, 2, 3, ...)	KLIPS
독립 변수	$skRltd_{ij}$	직업 간 스킬을 공유하는 정도(직업 간 스킬연관성) $1-\|\|\boldsymbol{O}_i-\boldsymbol{O}_j\|\|_2$ (Moro et al., 2021) ····· 식 (1) – $\boldsymbol{O}_i$: 직업 i가 요구하는 스킬들의 중요도 벡터 – 계산 후 [0, 1]로 정규화(normalize)	KNOW
	$pathlen_{ij}$	직업 네트워크 상 직업 간 거리(path length)	직업 네트워크 (5.2.1 참고)
통제 변수	$auto_{ij}^r$	자동화수준의 직업 간 비율($auto_j/auto_i$)	KNOW
	$edulvl_{ij}^r$	각 직업에 종사하는 노동자의 평균 교육수준의 직업 간 비율 ($edulvl_j/edulvl_i$)	KNOW
	age_{ij}^r	각 직업에 종사하는 노동자의 평균 연령의 직업 간 비율 (age_j/age_i)	KNOW

종속변수 $TRcount_{ij}$(TRansition count)는 KLIPS 데이터를 통해 얻은 직업 간 이동 횟수로, 직업 i로부터 직업 j로 이동이 발생한 횟수를 나타낸다. 직업 간 스킬을 공유하는 정도, 즉, 스킬연관성(skill relatedness)을 나타내는 첫번째 독립변수 $skRltd_{ij}$는 Moro et al. (2021)의 유클리드 거리(Euclidean distance) 바탕의 방법으로 표현했다(L2 Norm). $\boldsymbol{O}_i$는 직업 i내 각 77개 스킬의 중요도 값으로 이루어진 벡터를 나타내며, $\boldsymbol{O}_i$와 $\boldsymbol{O}_j$의 차이의 벡터를

유클리드 거리로 산출했다. 또한 산출된 값을 0에서 1로 정규화(normalize)했다. $skRltd_{ij}$는 값이 클수록 두 직업이 스킬을 공유하는 정도가 높음을, 즉, 두 직업의 스킬연관성이 높음을 나타낸다.

둘째로, 값이 작을수록 직업 간 스킬연관성이 큼을 나타내는 독립변수 $pathlen_{ij}$는 $skRltd_{ij}$ 값을 바탕으로 구축한 직업 네트워크(5.2.1 참고) 상, 직업 i로부터 직업 j에 도달하기 위해 거쳐야하는 연결의 개수, 즉, 직업 네트워크 상 직업 i와 직업 j 간 거리(path length)를 나타낸다. $skRltd_{ij}$ 값을 바탕으로 구축한 직업 네트워크는 중요한 연결만을 남겨 표현한 네트워크이다. 만약 모든 $skRltd_{ij}$ 값으로 네트워크를 구축한다면 직업 간 거리는 모두 1이 된다. 이 값은 중요하지 않은 연결로 인한 노이즈(noise)를 포함하기 때문에 현실에서 인식할 수 있는 직업 간 스킬연관성을 표현하기에는 한계가 있다. 때문에 직업 간 중요한 연결만으로 스킬연관성을 표현한 $pathlen_{ij}$는 직업 간 스킬연관성을 보다 현실적으로 나타낸다고 할 수 있다. 본 연구에서는 첫번째 독립변수 $skRltd_{ij}$로 분석을 수행한 후, 강건성 검증의 일환으로 $pathlen_{ij}$를 활용한 추가 분석을 수행했다.

더불어 Czaller et al. (2021)에 따라 선정한, 직업이동에 영향을 미칠 것으로 판단되는 세가지 통제변수들은 모두 직업 i가 갖는 값에 대한 직업 j가 갖는 값의 비율(ratio)로 표현했다($X_{ij}^{r} = X_j/X_i$). 특히 직업 간 평균 교육수준(education level)의 비율을 나타내는 $edulvl_{ij}^{r}$은 직업이 요구하는 자격(qualification)으로 교육수준을 바라본 Goos & Manning (2007)에 따라 직업이동에 영향을 미칠 것으로 판단되어 선정했다. 2.1의 문헌조사를

고려하여 선정한 $auto_{ij}^{r}$은 1~5 척도의 설문조사 결과이기 때문에 정량적 지표라 하기에는 한계가 있다고 할 수 있다. 그러나 O*Net의 직업별 자동화수준 설문조사 결과를 활용하여 각 직업의 현재 자동화수준과 미래의 자동화 확률 간 상관관계를 조사한 Dworkin (2019)에 따라 현재의 자동화수준을 나타내기에 적합한 지표로 판단되어 통제변수로 선정했다.

추가로 가설 2를 확인하기 위해 직업 i의 평균 임금에 대한 직업 j 평균 임금의 비율($wage_{ij}^{r}$)을, 가설 3을 확인하기 위해 직업 i가 요구하는 평균 훈련기간(training period)에 대한 직업 j가 요구하는 평균 훈련기간의 비율($trainprd_{ij}^{r}$)을 표본분할의 기준으로 활용했다. 이 중 직업이 요구하는 훈련기간은 기간이 길수록 그 직업이 요구하는 스킬 집합의 획득이 어려울 것으로 판단했다. 이는 높은 수준의 정규교육을 받은 노동자가 보유한 스킬이 희소하다는 Neffke (2019)의 가정과 유사하지만, 정규교육 수준을 한 직업에 지원하기 위한 '자격'으로 보았다는 점에서는 그 가정과 다르다. 본 연구에서는 정규교육을 통해 획득할 수 있는 스킬은 다양한 직업에서 활용할 수 있으며 보다 일반적인(general) 특성을 가지는 반면, 직업이 요구하는 스킬을 획득하기 위해서는 정규교육 외의 훈련이 필요한 것으로 바라보았다. 때문에 요구되는 훈련기간이 짧은 직업으로부터 긴 직업으로의 이동은 스킬 획득의 부담을 감수하는 이동으로, 반대의 이동은 스킬 획득의 부담을 회피하는 이동으로 나타낼 수 있다고 보았다.

4. 방법론

4.1 회귀분석 : 영포화 음이항 모델(ZINB model)

본 연구에서는 0이 그 값의 대부분을 차지하는 가산변수(count variable)의 형태로써 과대산포(over-dispersion)의 경향을 갖는 종속변수 $TRcount_{ij}$ 분석에 적합하다고 판단되는 영포화 음이항 모델(ZINB, Zero-Inflated Negative Binomial model)을 활용했다. ZINB 모델은 값이 0 이상의 정수(integer) 형태인 가산변수 분석에 적합하며, 종속변수의 기대값(평균)과 분산이 동일하다는 포아송 분포의 가정($\lambda = \frac{Var(y)}{E(y)} = 1$, equi-dispersion)에 따라 분석결과를 제시하는 포아송 모델의 대안이라 할 수 있다. (백영민, 2019; Long, 1997).

$TRcount_{ij}$는 과대산포의 경향($\lambda \geq 1$)을 갖기 때문에 이에 대처할 수 있는 포아송 모델의 대안인 음이항 모델(Negative Binomial model)이 적합하다고 판단되었다. 음이항 모델은 과대산포 현상에 대처하기 위해 μ와 가상의 모수 평균 $\tilde{\mu}$ 차이를 나타내는 dispersion parameter를 반영하여 추정결과를 제시하지만, 종속변수의 대부분을 차지하는 0의 특성을 고려하지 못한다(백영민, 2019; Long, 1997). 연구계획 단계에서 종속변수가 0이 아닌 값을 갖는 표본만을 선택한 분석 수행 혹은 토빗(Tobit) 모델을 통한 분석 수행을 고려했다. 하지만 전자는 연구자 임의의 표본선택편의로 인해 부정확한 결과를 제시할 것이라 의심되었으며, 토빗 모델 또한 0을 과도하게 포함하는 종속변수 $TRcount_{ij}$에 대해 부정확한 분석결과를 제시할 것으로 의심되었다

(백영민, 2019). 이러한 문제에 대응하기 위해서는 영포화 모델(Zero-Inflated model)이 적합하다고 판단했다.

0의 특성을 고려함에 있어서도 0을 바라보는 시각에 따라 허들 모델(hurdle model)과 영포화 모델의 선택지가 있었다. 허들 모델과 영포화 모델은 종속변수가 양의 정수 값으로 나타나지 않을 가능성에 대한(즉, 0의 발생에 대한) 추정결과를 제시하는 제로모델(zero-model)과 종속변수의 발생빈도에 대한 추정결과를 제시하는 카운트모델(count-model), 두가지의 추정결과를 제시한다는 공통점이 있다. 그러나 카운트모델에서 0을 인식함에 있어 허들 모델은 완전절단(truncated) 데이터로 간주하며 영포화 모델은 중도절단(censored) 데이터로 간주하는 차이점이 있다 (백영민, 2019). 본 연구는 발생한 직업이동을 분석함에 목적이 있지만, 발생하지 않은 직업이동 또한 직업이동 현상의 한 유형이라 할 수 있기 때문에 0의 값 또한 분석에 고려되어야 한다고 판단했다. 때문에 0을 중도절단 데이터로 간주하는 영포화 모델 그리고 종속변수의 과대산포에 대처할 수 있는 음이항 모델이 가장 적합하다고 판단되어 ZINB 모델을 선정했다.

본 연구에서는 ZINB 모델이 제시하는 두가지 추정결과(제로모델과 카운트모델) 중 카운트모델의 결과만을 해석했다. 만약 0이 발생할 가능성에 대한 추정결과를 제시하는 제로모델에서 종속변수 $TRcount_{ij}$에 대해 독립변수 x가 유의한 음의 영향을 미침으로 추정되었다면, 'x가 증가할수록 직업이동이 발생할 가능성이 높다'는 해석을 제시할 수 있다. 그러나 본 연구는 직업이동의 '발생여부'가 아니라, '이미 발생한 직업이동의 방향'을 관찰함에

목적이 있다. 때문에 5.1에서는 카운트모델 추정결과를 바탕으로 해석을 제시했다. 다만, 제로모델의 표준오차가 추정되지 않을 경우, 카운트모델에서 표준오차의 과소추정 혹은 회귀계수의 과대추정 문제가 발생하는 현상이 분석 중 관찰되었다. 이런 이유로 제로모델의 추정결과는 카운트모델 추정결과의 신뢰성을 지지하기 위한 목적으로 부록에 수록했다. 추가로 제로모델은 이항 로지스틱 혹은 프로빗 모델 두가지를 활용할 수 있는데, 본 연구에서는 보다 일반적으로 활용되는 이항 로지스틱 모델을 활용했다.

본 연구의 추정을 위한 회귀식은 식 (2)와 같다. X_{ij}^{r}는 3.3에서 설명한 세가지 통제변수를 의미한다.

$$TRcount_{ij} = \beta_0 + \beta_1 skRltd_{ij}(log) + \beta_2 X_{ij}^{r}(log) + \varepsilon_{ij} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{식 (2)}$$

또한, 강건성 검증의 일환으로 독립변수를 변경한 회귀식은 식(3)과 같다.

$$TRcount_{ij} = \beta_0 + \beta_1 pathlen_{ij}(log) + \beta_2 X_{ij}^{r}(log) + \varepsilon_{ij} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{식 (3)}$$

4.2 직업 네트워크 구축

직업 네트워크는 비지향 네트워크(undirected network)이며, $skRltd_{ij}$ 값 중 의미있는 값이라 판단되는 0.65 이상의 값만을 연결의 가중치(the weight of edges)로 활용하여 구축했다 (Hidalgo et al., 2007; Alabdulkareem et al., 2018; Kim et al., 2021; 김인백, 2022). 이는 네트워크에서

탈락되는(isolated) 직업이 없도록 설정한 한계값(threshold)이다. 즉, 모든 직업이 연결되지는 않지만, 다른 직업과 연결되지 않는 직업은 없다는 판단을 바탕으로 한계값을 설정했다. 바꾸어 말하자면, “직업 간 스킬연관성이 있다고 일반적으로 인식할 수 있는 정도”의 기준을 가정한 값이라 할 수 있다.

더불어 직업 분류는 Dworkin (2019)을 따라 직업 네트워크에서 Louvain algorithm을 활용한 커뮤니티 추출(community detection)을 수행하여 분류했다 (1,000회). 커뮤니티 추출은 커뮤니티 간(between)의 연결은 약하고 커뮤니티 내(with-in)의 연결은 강한 커뮤니티들로 네트워크의 노드(node)들을 구분하기 위한 모듈성의 확률적 최적화(stochastic optimization of the common modularity) 과정이라 할 수 있다 (Dworkin, 2019). 즉, 직업 네트워크 상에서의 커뮤니티 추출은 스킬연관성이 높은 직업들 간의 그룹을 추출하기 위한 과정이라 할 수 있다. 커뮤니티 추출 결과 직업 네트워크는 3개의 그룹으로 분류되었으며, 각 그룹 내 직업들이 갖는 스킬의 중요도의 평균값으로부터 가장 작은 차이(deviance)를 보이는 직업들을 바탕으로 사회인지적, 육체적, 기술적 직업군으로 명칭을 부여했다 ([표 S5] 참고). 이 결과는 KSCO 10가지 직업 대분류와 비교했을 때 유사한 결과이면서 보다 분명한 직관을 제공한다(부록 [그림 S1] 참고).

4.3 직업 내 스킬의 중요도에 대한 자동화의 영향

스킬은 노동자가 보유한 특성이기 때문에 ‘스킬이 자동화된다’고 말할 수는 없다. 다만 자동화되는 것은 직무라 할 수 있으며 (Arntz et al., 2017),

직무의 자동화는 그 직무 수행에 요구되는 스킬의 중요도를 변화시킬 것이다. 즉, 한 직무의 자동화는 직업이 요구하는 한 스킬의 중요도를 감소시킬 것이다. 본 연구에서는 Bakhshi et al. (2017)과 Park & Kim (2021)을 따라 직업의 자동화 대체 확률과 직업 내 각 스킬의 중요도 값 간의 상관관계(correlation)를 바탕으로 스킬에 대한 자동화의 영향(Automation effect on skills)을 산출했다.

$$A_i^{FO} = \left(corr\left(IM_{ij}, S_j^{FO}\right) + 1\right)/2 \quad \cdots\cdots \text{식 (4)}$$

A_i^{FO}는 스킬 i에 대한 자동화의 영향을 나타낸다. IM_{ij}는 직업 j에 대한 스킬 i의 중요도(IMportance value, [표 1]의 $\boldsymbol{O}_i$와 동일)를 나타내며, S_j^{FO}는 Frey & Osborne (2017)이 추정한 미국 내 각 직업의 자동화 대체(Substitute) 확률 값을 나타낸다. IM_{ij}와 S_j^{FO}의 상관관계를 Bakhshi et al. (2017)과 Park & Kim (2021)의 식에 따라 정규화(normalize)하여 A_i^{FO}를 산출했다.

$$IM_{ij}^{FO} = \left(1 - A_i^{FO}\right) * IM_{ij} \quad \cdots\cdots \text{식 (5)}$$

IM_{ij}^{FO}는 자동화 영향 이후 예상되는 직업 j에 대한 스킬 i의 중요도를 나타낸다. 직업 j에 대한 스킬 i의 실제 중요도 IM_{ij}에서 A_i^{FO}를 제한 값을 IM_{ij}^{FO}로 나타냈다. IM_{ij}^{FO} 값과 식 (1)(3.3 참고)을 활용하여 자동화 영향 이후의 직업 간 예상되는 스킬연관성($skRltd_{ij}^{FO}$)을 산출했다.

5. 결과

5.1 분석결과

회귀분석에는 KLIPS 및 KNOW 데이터를 매칭한 후 얻은 124개 직업 중 105개 직업의 정보만을 활용했으며, 총 10,920(=105*104)개의 직업이동 관련 표본을 얻을 수 있었다. 제외한 직업은 경영 및 관리직(7개)과 임금 25분위 미만 직업(12개)이다. Neffke & Henning (2013)은 경영 및 관리직 노동자는 보유한 스킬을 대부분의 직업에 활용할 수 있으며, 저임금 노동자는 유사한 임금 수준의 직업 간 특히 높은 빈도의 이동을 하는 것으로 관찰되었기 때문에 이상치(outlier)로 판단되는 이들 직업을 제외하고 분석을 수행했다. 본 연구에서는 이러한 Neffke & Henning (2013)의 방법을 따라 이상치를 제거했다. 더불어 분석을 위해 모든 독립변수와 통제변수에 대한 로그변환(상용로그)을 수행했다.

[표 2] 기초통계량

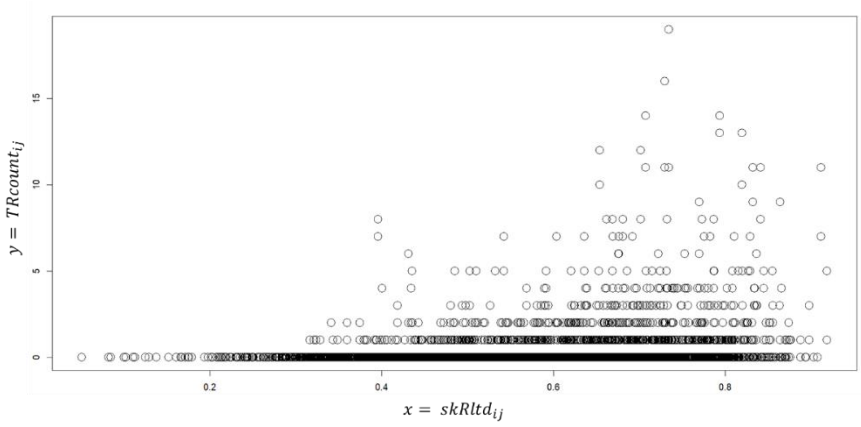
	N	Mean	St. Dev.	Min	Pctl(25)	Pctl(75)	Max
$TRcount_{ij}$	10,920	0.178	0.824	0	0	0	19
$skRltd_{ij}$ (log)	10,920	-0.263	0.113	-1.291	-0.323	-0.184	-0.037
$pathlen_{ij}$ (log)	10,920	0.267	0.175	0.000	0.000	0.301	0.602
$auto_{ij}^{r}$ (log)	10,920	-0.000	0.098	-0.292	-0.066	0.066	0.292
$edulvl_{ij}^{r}$ (log)	10,920	0.000	0.077	-0.220	-0.054	0.054	0.220
age_{ij}^{r} (log)	10,920	-0.000	0.074	-0.256	-0.049	0.049	0.256

5.1.1 상관관계 분석 결과

[표 3]은 변수 간 상관관계를 분석한 결과이며, [그림 1]은 $TRcount_{ij}$ 와 $skRltd_{ij}$ 간의 산점도(scatter plot)이다. $TRcount_{ij}$ 는 값이 작을수록 많은 빈도로 관찰되었으며, 특히 0의 값이 대다수(91%)를 차지했다. 이는 직업이동이 흔하게 발생하는 현상이 아님을 나타낸다. 또한 낮은 $skRltd_{ij}$ 값에서는 $TRcount_{ij}$ 와 관계를 갖는 표본이 관찰되지 않았다. 이는 스킬연관성이 매우 낮은 직업 간에는 직업이동이 발생하지 않음을 나타낸다.

[표 3] 변수 간 상관관계

	$TRcount_{ij}$	$skRltd_{ij}$ (log)	$pathlen_{ij}$ (log)	$auto_{ij}^{r}$ (log)	$edulvl_{ij}^{r}$ (log)	age_{ij}^{r} (log)
$TRcount_{ij}$	1.00					
$skRltd_{ij}$ (log)	0.17	1.00				
$pathlen_{ij}$ (log)	-0.19	-0.83	1.00			
$auto_{ij}^{r}$ (log)	0.00	0.00	0.00	1.00		
$edulvl_{ij}^{r}$ (log)	0.00	0.00	0.00	0.27	1.00	
age_{ij}^{r} (log)	0.00	0.00	0.00	-0.24	-0.58	1.00



[그림 1] $TRcount_{ij}$와 $skRltd_{ij}$간 산점도(scatter plot)

5.1.2 회귀분석 결과

[표 4]는 $skRltd_{ij}\,(log)$ 를 독립변수로 분석한 결과이다. 독립변수 $skRltd_{ij}\,(log)$ 는 종속변수 $TRcount_{ij}$ 에 대해 유의한 양의 영향을 미치는 것으로 관찰되었다. 이 결과는 가설 1을 지지한다.

[표 4] 회귀분석 결과 : $skRltd_{ij}\,(log)$ 및 임금의 상·하향 직업이동

	Dependent variable: $TRcount_{ij}$			
	all	all	wageup	wagedn
	(1)	(2)	(3)	(4)
$skRltd_{ij}\,(log)$	6.299***	8.175***	13.090***	11.664***
	(0.684)	(0.514)	(1.461)	(1.487)
$auto^{r}_{ij}\,(log)$		-1.630*	-3.639**	3.843**
		(0.833)	(1.496)	(1.742)
$edulvl^{r}_{ij}\,(log)$		-5.675***	10.683***	-2.622
		(1.524)	(4.106)	(4.309)
$age^{r}_{ij}\,(log)$		-5.633***	-11.009***	12.982***
		(1.038)	(2.345)	(2.757)
All Obs.	10,920	10,920	2,730	2,730
Non-zero Obs.	992	992	190	180
Non-zero/All	0.09	0.09	0.07	0.07
Note:				*p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01

[표 4]의 모델 (3), (4)는 가설 2를 확인하기 위해 직업이동 간 임금의 증감율($wage^{r}_{ij}$)에 따라 표본을 분할하여 분석한 결과이다. 상향이동(임금의 증가)과 하향이동(임금의 감소)을 보다 명확히 구분하기 위해 직업 간 임금비율 중위값 부근의 표본($25\,pctl \leq wage^{r}_{ij} \leq 75\,pctl$)은 분석에서

제외했다. 모델 (3)은 직업 간 임금비율 75분위 초과($wage_{ij}^{r} > 75\,pctl$), 모델 (4)는 직업 간 임금비율 25분위 미만 ($wage_{ij}^{r} < 25\,pctl$)의 직업이동 표본에 대한 분석결과이다. 분석한 결과 $skRltd_{ij}\,(log)$ 계수는 모델 (4)에 비해 모델 (3)에서 크게 추정되면서, 스킬연관성이 임금의 하향이동 보다는 상향이동에 더 많은 영향을 미치는 것으로 나타났다.

[표 5] 회귀분석 결과 : $pathlen_{ij}\,(log)$ 및 임금의 상·하향 직업이동

	Dependent variable: $TRcount_{ij}$			
	all	all	wageup	wagedn
	(1)	(2)	(3)	(4)
$pathlen_{ij}\,(log)$	-3.203***	-4.052***	-5.624***	-5.430***
	(0.360)	(0.265)	(0.616)	(0.631)
$auto_{ij}^{r}\,(log)$		-1.598**	-3.667**	4.594***
		(0.686)	(1.504)	(1.570)
$edulvl_{ij}^{r}\,(log)$		9.279***	7.964**	-1.969
		(1.340)	(3.733)	(3.710)
$age_{ij}^{r}\,(log)$		4.985***	-9.940***	12.336***
		(1.077)	(2.222)	(2.479)
All Obs.	10,920	10,920	2,730	2,730
Non-zero Obs.	992	992	190	180
Non-zero/All	0.09	0.09	0.07	0.07
Note:				*p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01

[표 5]는 $pathlen_{ij}\,(log)$를 독립변수로 분석한 결과이다. 직업 네트워크 상 $pathlen_{ij}$는 거리가 짧을수록 직업 간 스킬연관성이 높음을 나타내기 때문에 $skRltd_{ij}$ 의 추정결과와는 반대로 해석해야 한다. 즉, 유의한 음의 계수로

추정된 $pathlen_{ij}\,(log)$ 는 직업 네트워크 상 두 직업의 거리가 짧을수록 직업이동 발생 가능성이 높음을 나타낸다. [표 5]의 분석결과는 [표 4]의 결과와 같은 방향으로 나타났다.

[표 6]은 가설 3을 확인하기 위한 목적으로, 각 직업이 요구하는 훈련기간의 비율($trainprd_{ij}^{r}$)을 기준으로 표본을 분할하여 분석한 결과이다. 보다 명확한 결과 제시를 위해 훈련기간 비율 중위값 부근의 표본($25\,pctl \leq trainprd_{ij}^{r} \leq 75\,pctl$)은 제외했다. 모델 (3)은 직업 간 훈련기간 비율 75분위 초과($trainprd_{ij}^{r} > 75\,pctl$), 모델 (4)는 직업 간 훈련기간 비율 25분위 미만($trainprd_{ij}^{r} < 25\,pctl$)의 직업이동 표본에 대한 분석결과이다.

[표 6] 회귀분석 결과 : 스킬 획득의 부담을 감수·회피하는 직업이동

	Dependent variable: $TRcount_{ij}$	
	trainprdup (1)	trainprddn (2)
$skRltd_{ij}\,(log)$	7.741***	6.407***
	(1.178)	(1.239)
$auto_{ij}^{r}\,(log)$	2.114	-4.633**
	(1.451)	(2.298)
$edulvl_{ij}^{r}\,(log)$	3.945	-3.555
	(3.256)	(4.396)
$age_{ij}^{r}\,(log)$	2.873	-4.806**
	(2.447)	(2.420)
All Obs.	2,730	2,730
Non-zero Obs.	238	240
Non-zero/All	0.09	0.09
Note:	*p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01	

	Dependent variable: $TRcount_{ij}$	
	trainprdup (1)	trainprddn (2)
$pathlen_{ij}\,(log)$	-3.940***	-3.326***
	(0.486)	(0.501)
$auto_{ij}^{r}\,(log)$	3.678***	-1.338
	(1.004)	(1.111)
$edulvl_{ij}^{r}\,(log)$	-1.843	-2.753
	(2.141)	(2.543)
$age_{ij}^{r}\,(log)$	-0.099	-0.722
	(1.814)	(2.116)
All Obs.	2,730	2,730
Non-zero Obs.	238	240
Non-zero/All	0.09	0.09
Note:	*p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01	

독립변수의 계수는 모델 (2)에 비해 모델 (1)에서 크게 추정되었다. 즉, 스킬연관성은 스킬 획득의 부담을 회피하는 직업이동보다 스킬 획득의 부담을 감수하는 직업이동에 더 많은 영향을 미치는 것으로 관찰되었다. 추가적인 해석으로, 요구되는 훈련기간이 상대적으로 긴 직업으로의 이동(모델 (1))은 유용한 스킬 집합을 획득하여 노동시장 내 협상력을 높이는 직업이동, 상대적으로 짧은 직업으로의 이동(모델 (2))은 협상력을 잃는 직업이동으로 생각할 수 있다. 이에 비추어 [표 6]의 결과는 협상력을 높이는 직업이동 시에는 현재 보유한 스킬과 연관되는 스킬을 획득하는 경향이 상대적으로 강하며, 반대방향의 직업이동 시에는 현재 보유한 스킬과 연관되는 스킬을 획득하는 경향이 상대적으로 적음으로 해석할 수 있다.

5.1.3 종합

이상 분석한 결과를 통해, 첫째로 직업이동에 대한 스킬연관성의 양의 영향을 확인할 수 있었다. 둘째로 표본분할 분석을 통해 임금의 상향이동과 스킬 획득의 부담을 감수하는 직업이동은 현재 보유한 스킬 집합과 연관되는 스킬 요구하는 직업으로 이루어지는 경향이 상대적으로 강함을 확인할 수 있었다. 다만, 독립변수의 계수 간 차이는 직업 간 임금과 요구되는 훈련기간의 비율을 기준으로 표본을 분할하여 분석한 결과에서 모두 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다 ($z = \frac{\beta_1 - \beta_1'}{\sqrt{se_1{}^2 + se_1{}'^2}}$, $p - value > 0.1$). 비록 통계적으로 유의하지 않지만 스킬연관성의 영향은 예측한 패턴으로 나타났다. 즉, 스킬연관성을 따를 때 성공적인 직업이동의 가능성이 더 크며,

스킬 획득의 부담을 감수하는 직업이동을 통해 노동시장 내에서 협상력을 높일 가능성이 더 크다고 할 수 있다. 이러한 결과는 연관성이 갖는 양면 중 “제약”에 주목한 직업이동 관련 선행연구들에 반해, 연관성의 원칙이 지역·기업·산업 뿐만 아니라 개인 수준의 노동자에게도 “기회”의 역할로 작용될 수 있음을 시사한다.

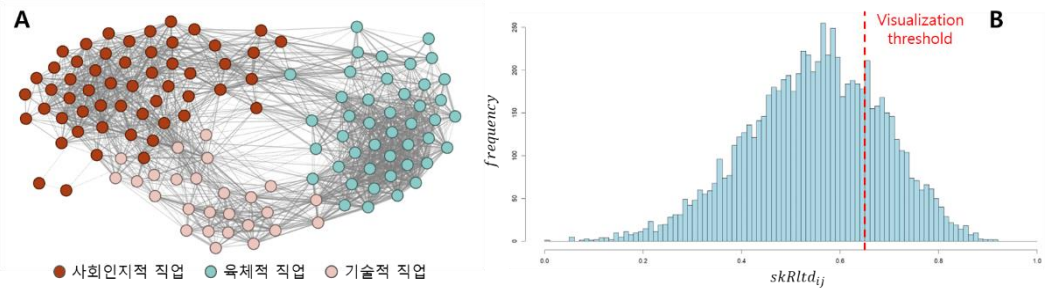
5.2 자동화 영향으로 인한 직업 간 스킬연관성의 변화

본 연구에서는 기회로서의 스킬연관성의 역할에 관한 관찰을 넘어, 자동화가 대체 위험의 역할보다는 직업 간 스킬연관성을 변화시킴으로써 기존에는 관찰할 수 없던 직업 간 스킬연관성을 새롭게 발견할 수 있게 할 것이라는 가능성을 제시하고자 한다. 한 직업 내 중요도가 높은 스킬이 획득하기 어려운 스킬이라면, 그 스킬은 직업 간 스킬연관성의 인식을 방해하는 장벽(barrier)이라 할 수 있다. 만약 획득하기 어려운 스킬의 직업 내 중요도가 자동화로 인해 감소된다면, 직업 간 인식할 수 없던 스킬연관성을 발견할 수 있을 것이다.

5.2.1 직업 네트워크

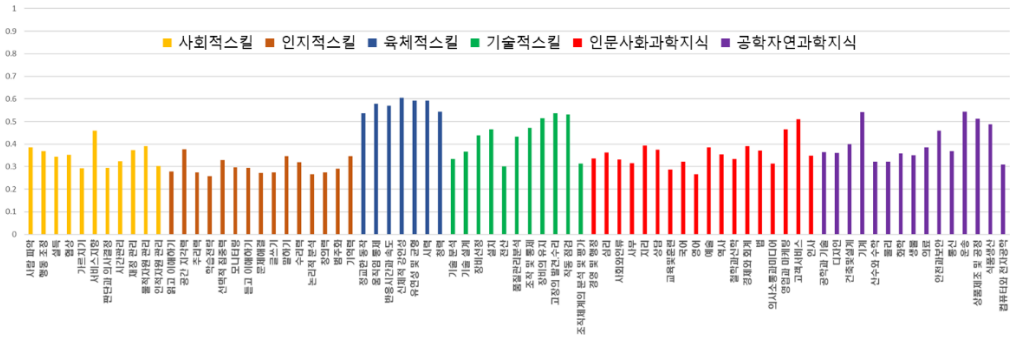
[그림 2A]는 직업 간 스킬연관성을 연결의 가중치(the weight of edges)로 하는 직업 네트워크이며, [그림 2B]는 연결의 가중치의 분포이다. 연결의 가중치 중 0.65 이상의 값($skRltd_{ij} \geq 0.65$) 만을 활용하여 구축한 [그림

2A]의 직업 네트워크는 124개의 직업을 나타내는 노드들과 1,868개의 연결(edge)로 이루어졌다. 각 직업의 분류는 추출한 노드들의 커뮤니티(4.2 및 [표 S5] 참고)에 따라 지정했다(54개 사회인지적 직업, 44개 육체적 직업, 26개 기술적 직업).



[그림 2] 직업 네트워크

5.2.2 스킬에 대한 자동화의 영향



[그림 3] 스킬에 대한 자동화의 영향

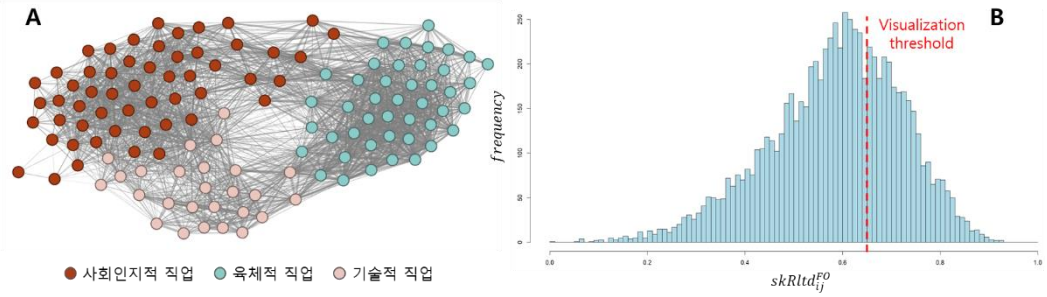
자동화 영향 이후 예상되는 직업 네트워크 구축을 위해, 먼저 식 (4)를 통해 스킬에 대한 자동화의 영향을 산출했다. [그림 3]은 Frey & Osborne (2017)의 연구결과를 적용하여 구한 스킬에 대한 자동화의 영향(A_i^{FO})을 나타낸다. 각 스킬의 분류는 기본적으로 김한준 (2012), 김인백 (2022)의 기준을 따랐으며, 추가로 33개 지식은 '인문사회과학지식'과 '공학자연과학지식'으로 분류했다.

A_i^{FO}는 사회적, 인지적 스킬 및 인문사회과학 지식(이하 사회인지적 스킬)에 비해 육체적, 기술적 스킬 및 공학자연과학지식(이하 육체기술적 스킬)에서 상대적으로 높게 산출되었다. 10~20년 내 미국 직업의 컴퓨터화 확률을 추정한 Frey & Osborne (2017)은 사회적 스킬과 창조적 스킬(social and creative intelligence)을 자동화의 병목(engineering bottleneck)으로 바라보았으며, 인적노동은 사회적·창조적 스킬들에 대해 비교우위를 갖는 것으로 바라보았다. 사회인지적 스킬에 대한 자동화의 영향이 상대적으로 낮게 나타난 [그림 3]은 이러한 Frey & Osborne (2017)의 연구배경이 반영된 결과라 할 수 있다. 또한 [그림 3]은 향후 10여 년 내 예상되는 미국과 영국의 스킬의 수요에 관해 육체기술적 스킬의 수요를 대체로 낮게 예상한 Bakhshi et al. (2017)의 연구결과와 유사한 결과이다.

5.2.3 자동화 영향 이후 예상되는 직업 네트워크

[그림 4]는 IM_{ij}^{FO} 값(식 (5) 참고)과 식 (1)을 활용하여 구한 $skRltd_{ij}^{FO}$ 값으로 구축한 자동화 영향 이후 예상되는 스킬연관성 직업 네트워크이다(FO

network). 유의미한 연결의 가중치 한계를 나타내는 시각화 한계(visualization threshold, '직업 간 유의미한 스킬연관성이 있다고 일반적으로 인식할 수 있는 정도'의 기준)는 Null network([그림 2])와 동일한 기준을 유지했다. $skRltd_{ij}^{FO}$ 값이 대체로 증가하면서 시각화 한계 이상의 값을 갖는 연결 수 또한 증가되어 FO network는 총 2,580개의 연결로 이루어졌다. 육체기술적 스킬이 상대적으로 큰 자동화의 영향을 받은 FO network 상 연결 수가 현실의 Null network([그림 2])에 비해 증가(1,868개 → 2,580개)했음은 자동화가 더욱 진행된다면 기존에는 인식할 수 없던 직업 간 새로운 연관성을 발견할 수 있음을 나타낸다.



[그림 4] 자동화 영향 이후 예상되는 직업 네트워크(FO network)

[표 7]은 Null Network에서는 관찰되지 않았지만($skRltd_{141,172} < 0.65$) FO network에서 스킬연관성을 갖는 것으로 관찰된($skRltd_{141,172}^{FO} \geq 0.65$) 두 직업(의료진료 전문가, 사회서비스 전문가) 내 77개 스킬 중요도 벡터 중, 값이 높은 상위 10개 스킬의 변화를 나타낸다. [표 7]의 예시를 통해 자동화 영향 이전의 '의료진료 전문가'가 중요하게 활용하는 스킬 10위 내

육체기술적 스킬 1가지(의료)가 1위에 위치했지만, 자동화 영향 이후에는 해당 스킬이 4위로 내려갔으며 3가지 사회인지적 스킬(듣고 이해하기, 문제해결, 읽고 이해하기)이 1~3위를 차지했음을 확인할 수 있다.

[표 7] 자동화 영향 이전/이후 직업의 스킬 중요도 비교 예시

순위	'의료진료 전문가'에게 요구되는 스킬의 중요도 (KSCO 5차 직업코드 141)				'사회서비스 전문가'에게 요구되는 스킬의 중요도 (KSCO 5차 직업코드 172)			
	자동화 영향 이전		자동화 영향 이후		자동화 영향 이전		자동화 영향 이후	
	스킬명	중요도 (1~5)	스킬명	중요도 (1~5)	스킬명	중요도 (1~5)	스킬명	중요도 (1~5)
1	의료	4.39	듣고 이해하기	2.83	말하기	3.96	듣고 이해하기	2.77
2	듣고 이해하기	4.01	문제해결	2.73	사람 파악	3.96	문제해결	2.73
3	말하기	3.83	읽고 이해하기	2.72	듣고 이해하기	3.94	읽고 이해하기	2.68
4	읽고 이해하기	3.77	의료	2.70	상담	3.82	말하기	2.59
5	문제해결	3.75	논리적 분석	2.63	서비스지향	3.81	논리적 분석	2.52
6	선택적 집중력	3.74	판단과 의사결정	2.56	설득	3.75	글쓰기	2.51
7	사람 파악	3.65	학습전략	2.55	문제해결	3.75	학습전략	2.51
8	판단과 의사결정	3.63	선택적 집중력	2.51	읽고 이해하기	3.71	설득	2.46
9	서비스지향	3.62	말하기	2.50	심리	3.60	가르치기	2.45
10	기억력	3.60	가르치기	2.36	행동 조정	3.57	판단과 의사결정	2.44
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
상관 관계	$pearson\ correlation = 0.86$				$pearson\ correlation = 0.94$			
	$spearman\ correlation = 0.84$				$spearman\ correlation = 0.92$			

반면 자동화 영향 이전에는 상위 10개 스킬이 모두 사회인지적 스킬들로 구성되었던 '사회서비스 전문가'의 스킬 중요도 벡터는 자동화 영향 이후

순위만 다소 변화되었으며, 자동화 영향 이전과 동일하게 사회인지적 스킬들이 모두 상위 10위에 위치했다. 더불어 '사회서비스 전문가'의 자동화 영향 이전과 이후 전체 스킬 중요도 벡터 간 상관관계는 0.94(pearson), 0.92(spearman)로, '의료진료 전문가'의 자동화 영향 이전과 이후 전체 스킬 중요도 벡터 간 상관관계 0.86(pearson), 0.84(spearman)에 비해 높은 값으로 나타났다. 이는 '사회서비스 전문가'의 스킬 중요도 벡터는 '의료진료 전문가'의 스킬 중요도 벡터에 비해 자동화의 영향을 상대적으로 덜 받을 것임을 나타낸다. 그 결과 자동화 영향 이후 두 직업이 요구하는 스킬 중요도 벡터가 자동화 이전에 비해 다소 유사해짐을 확인할 수 있다.

5.2.4 종합

FO network의 결과는 자동화의 영향으로 인해 직업 간 스킬연관성을 새롭게 인식하게 될 수 있음을 시사한다. 다만, 자동화가 영향을 미칠 스킬의 순서가 고려되지 않은 FO network는 자동화가 모든 스킬에 동시에 영향을 미쳤을 경우 예상되는 스킬연관성을 나타내는 한계를 갖는다. 더불어 예상되는 스킬연관성의 변화가 미래의 직업이동에 대해서도 회귀분석 결과(5.1 참고)와 같은 영향을 미칠 것인지는 불확실하다.

하지만 FO network는 현재의 자동화수준은 대안직업의 존재를 인식하기에는 너무 먼 직업 간 거리(too big cognitive distance) (Galetti et al., 2021)로 인해 발생하는 스킬 불일치 해소에 불충분함을 반증한다는 점에서 시사하는 바가 있다. [표 7]에서 예시로 나타낸 두 직업 간의

스킬연관성은 현재의 자동화수준에서는 인식할 수 없는 관계라 할 수 있다. 그러나 더욱 진행된 자동화로 인해 '의료진료 전문가'에게 요구되는 육체기술적 스킬('의료')의 중요도가 상대적으로 감소되고 동시에 다른 직업의 노동자가 보유한 사회인지적 스킬의 중요도가 상대적으로 증가한다면, '사회서비스 전문가'가 '의료진료 전문가'로 직업을 이동하기 위해 요구되는 스킬 획득의 부담이 감소될 것임을 예상해 볼 수 있다.

즉, FO network의 변화는 스킬 획득의 부담으로 인해 발생한 직업의 양극화 등의 현상이 "자동화"로 인해 발생한 것이 아니라 오히려 최적의 인식적 거리를 제공하기에는 충분치 않은 "미숙한 자동화"로 인해 발생한 것이라는 함의를 제시한다. 인적노동과 직업에 대한 자동화의 영향 관련 관찰은 1990년대 연구들 (Berman et al., 1994; Berman et al., 1998)이 제조업에서 관찰하기 시작하여 현재까지 이어지고 있다. 그러한 자동화가 모든 인적노동과 직업에 대해 보편적으로 영향을 미치고 있는지에 대해서는 의문이 남는다. 바꾸어 말하자면, 자동화로 인해 일부 노동자들이 겪은 스킬 불일치는 자동화가 보편적 영향을 미치기 보다는 제한적 범위에만 영향을 미치고 있기 때문에 발생하는 것으로 생각해볼 수 있다. FO network의 결과를 *기술변화의 영향은 단기적으로는 파괴적이지만 장기적으로는 이익이 된다*는 Mokyr et al. (2015)의 주장에 비추었을 때, 기술변화와 경제성장으로 인해 새로운 직업이 출현하여 노동자에게 기회가 주어질 것임을 넘어, 보편적인 자동화가 대안직업의 존재 인식에 필요한 직업 간 최적의

거리(optimal cognitive distance) (Galetti et al., 2021; Neffke & Henning, 2013)를 제공할 가능성이 있다고 할 수 있다.

6. 논의

6.1 연구의 기여

본 연구는 첫째로, 스킬연관성이 직업이동에 미치는 영향을 관찰했다는 점에서 기여를 갖는다. 둘째로, 임금의 상향 직업이동에 대해, 그리고 스킬 획득의 부담을 감수하는 직업이동에 대해 스킬연관성이 더 많은 영향을 미친다는 분석결과는 연관성이 인적노동과 직업이동에 대해 "제한자(constrainer)" 역할을 하는 것으로 바라본 선행연구들과는 다르게 "기회"의 역할 또한 한다는 관점을 제시했다는 기여를 갖는다. 즉, 높은 임금과 자동화 대체 위험 경감을 위해 스킬 집합의 급격한 전환이 요구된다는 주장 (Alabdulkareem et al., 2018; Dworkin, 2019)에 대해 반론을 제기한다는 기여를 갖는다.

더불어 FO network는 자동화로 인해 노동자들이 받을 비우호적 영향 관련 선행연구들의 주장과는 달리, 자동화가 오히려 직업 간 스킬연관성 발견을 가능케 하는 "해방자(emancipator)"의 역할을 할 수 있음을 시사한다. Mokyr et al. (2015)은 *기술적 실업은 갑작스러운 혁신으로 인해서만 발생한다. 설령 그렇다고 하더라도, 높은 생산성으로 인한 이익은 영원한 반면, 고용의 감소는 일시적이라 할 수 있다(the dislocation to employment would be*

*temporary).*는 제임스 스튜어트(James Steuart)의 언급을 인용하면서 기술변화의 영향은 단기적으로는 파괴적(disruption)이지만 장기적으로는 이익(benefit)이 됨을 주장한다. 이에 비추어볼 때, 직업의 양극화 현상은 단기적이라 할 수 있으며, 장기적으로 보다 보편적인 자동화가 이루어진다면 오히려 스킬 불일치의 완화로 인해 직업의 양극화 현상 또한 완화될 것임을 기대할 수 있다.

6.2 정책적 시사점

하지만 문제는 노동자의 협상력 증대의 유용한 수단인 스킬연관성이 높음에도 불구하고 직업이동이 발생하지 않은 경우가 상당 수를 차지했다는 점이다. 직업이동에 영향을 미치는 요소는 다양하기 때문에 직업 간 높은 스킬연관성이 반드시 직업이동으로 귀결된다고 할 수는 없다. 다만 현 직업이 사양(斜陽) 직업임에도 불구하고 현 직업을 고수함으로써 소득의 감소를 겪는 노동자 혹은 직업이동을 결심해야 하는 상황에서 저숙련 직업으로의 이동을 선택할 수밖에 없는 노동자들을 위해 대안직업 존재의 인식에 요구되는 스킬연관성에 주목할 필요가 있다. 한 직업이 요구하는 스킬 집합은 다양하다는 점을 인식할 때 (Arntz et al., 2017; Nedelkoska et al., 2018), 스킬의 유동성 (Nedelkoska et al., 2018; Robinson, 2018; Nedelkoska & Neffke, 2019; Joyez & Laffineur, 2022)을 활용하여 자동화 대체 위험 등에 보다 유연하게 대처할 수 있을 것이다.

더불어 스킬 집합의 급격한 전환 (Alabdulkareem et al., 2018; Dworkin, 2019)은 노동자의 경력 단절을 야기할 가능성이 있으며, 더욱이 임금의 감소와 스킬 포트폴리오의 하향 전환으로 이어질 가능성이 있다 (Robinson, 2018). 즉, 급격한 전환은 또 다른 문제를 발생시킬 것이라 볼 수 있기 때문에 그보다는 유연한 전환이 필요한 것으로 판단된다. 저임금 혹은 요구하는 스킬의 획득이 쉬운 직업으로 노동자들이 내몰리는 현상을 완화하기 위한 정책은 고임금을 제공하는 혹은 요구하는 스킬의 획득이 어려운 대안직업으로의 이동 기회를 발견하는 방향으로 이루어져야 할 것이다. 본 연구의 결과(5.1.2 참고)는 스킬연관성이 그러한 대안직업 탐색의 기회를 제공할 것임을 시사한다.

때문에 보유한 스킬이 다양함을 노동자 스스로 인식하도록 유도하는 한편, 한 직업이 요구하는 여러 스킬에 대한 정보를 제공하여 스킬 불일치를 완화하려는 정책적 노력이 필요하다. 그러한 방향의 정책은 사회적 혹은 개인적 부담을 완화하여 유연한 직업이동이 가능케 할 것으로 기대된다. 추가로, 본 연구에서는 스킬 불일치를 노동자만이 갖는 것으로 바라보았지만 Nedelkoska & Neffke (2019)의 정의에 따르면 스킬 불일치는 고용주의 입장에서도 발생한다. 때문에 노동자 개인을 대상으로 하는 정책적 노력과 함께, 필요로 하는 스킬을 보유한 노동자를 고용주가 찾을 수 있도록 정보를 제공하는 정책적 노력이 필요하다고 할 수 있다.

스킬 불일치 완화를 위한 교육 정책 또한 고려되어야 한다. Yeo & Lee (2020)는 스킬편향 기술변화(SBTC)로 인해 발생한 임금의 불평등을 교육을

통해 해소할 수 있음을 주장했는데, 이 연구들의 주장을 본 연구에서 주장하는 스킬연관성을 통한 스킬 불일치 완화의 필요성에 비추어 볼 때, 현 직업에서 활용하고 있음에도 주목받지 못하는 스킬을 강화하는 방향의 교육이 이루어진다면 보다 유연한 직업이동이 가능할 것으로 기대할 수 있다.

마지막으로, 자동화의 영향으로 인해 직업 간 스킬연관성이 증가할 것임을 나타낸 5.2.3의 결과는 자동화로 인한 직업이동 관련 비우호적 현상을 해결하기 위해서는 오히려 자동화가 더욱 진행되어야 함을 역설적으로(ironically) 시사한다. 한 직업의 자동화 이전과 이후 스킬 벡터 간 상관관계가 육체기술적 직업에서 상대적으로 낮게 산출된 결과는 일견 육체기술적 직업의 자동화 대체 위험이 큰 것으로 오해될 수 있다. 그러나 그 상관관계는 사회인지적 직업에 비해 상대적으로 낮을 뿐이었으며, 절대적으로는 높은 계수 값(> 0.8)을 보였다. 즉, 자동화가 한 직업이 요구하는 스킬 집합의 변화를 발생시키겠지만, 한 직업의 고유한 특성을 완벽히 변화시킬 것으로 보이지는 않는다. 그러한 측면에서 직업의 자동화 대체 위험 관련 우려는 과장되었다고 할 수 있다 (Arntz et al., 2017).

루즈벨트 시기 미국에서는 자동화의 진행을 막음으로써 기술적 실업에 대처하려는 러다이트(Luddite)적인 정책시도가 있었지만 다행히 지속되지는 않았다 (Frey, 2019). Mokyr et al. (2015)의 주장에 비추었을 때, 단기적 실업을 해결하기 위해 자동화의 진행을 막았다면 경제성장과 새로운 직업의 출현이라는 장기적 이익을 달성할 수 있었을 것인가에 대한 의문이 남는다. 때문에 인적노동과 직업에 대한 자동화의 영향 관련 정책은 비교적 단기간 내

발생하는 직업의 양극화 등 비우호적 현상의 근본적인 원인(스킬 불일치)에 대한 이해를 바탕으로 수립되어야 할 것이다. 또한 장기적 시각에서, 직업 간 스킬연관성의 새로운 발견을 유도할 보편적 자동화가 오히려 자동화 대체 위험의 해결 방안이 될 것이라는 역설적 가능성에 대한 이해가 요구된다.

6.3 공군에 대한 시사점

공군은 숙련급 조종사의 민간항공사 이직으로 인한 인력 유출 문제를 지속적으로 겪고 있으며, 최근에는 4차 산업혁명의 흐름 위에서 우주 영역으로의 확장과 무인기 역할의 증대 등의 과제를 안고 있다. 본 연구의 결과는 공군이 마주하고 있는 이러한 과제에 대응할 수 있는 시각을 제공한다는 기여를 갖는다. 또한 공군이 겪고 있는 문제에 대한 고민은 본 연구의 주장을 더욱 공고히 하는 사례연구(case study)가 될 것이라 기대한다. 때문에 숙련급 조종사 유출 문제를 중심으로 공군에 대해 정책 제언을 하고자 한다.

6.3.1 숙련급 조종사 유출 문제

먼저 지속되는 숙련급 조종사 민간항공사 이직 문제와 관련하여, 개인적인 이익이 아니라 업무 자체에 의미를 둘 때 직무스트레스로 인한 이직률이 감소한다는 연구결과들이 존재한다 (함성수 & 고현석, 2018; 함성수 & 손영우, 2019). 공군 조종사들이 이직을 결정하는 원인은 다양하지만, 관련 연구결과들에 비추었을 때에는 업무 자체에 의미를 두고 있음에도 불구하고

자신이 보유한 스킬을 활용할 곳을 찾지 못하는 경우를 이직 결정의 한가지 원인으로 볼 수 있다. 특히 박경종 외 (2012)는 항공력 운용에 필요한 전문 지식을 갖춘 공군 조종사들이 정책 부서에서 일할 기회가 제한되는 문제를 지적한다. 일정 계급 이후에는 공군본부, 합동참모본부 등 정책부서에서 봉사해야 함에도 불구하고, 공군 조종사는 직업 특정 스킬인 항공기 조종 스킬만을 보유했다고 인식할 때 발생하는 스킬 불일치로 인해 정책부서로의 이동보다는 항공기 조종 스킬을 활용할 수 있는 민간 항공사로의 이직을 선택하는 경우가 많다.

하지만 기술변화로 인해 현재의 항공기는 과거의 항공기에 비해 다양한 능력을 갖추게 되었으며, 과거에는 공군 조종사에게 항공기 조종 능력만이 요구되었다면 현재에는 보다 다양화된 작전·전술에 대한 이해와 정책·전략적 이해, 복잡한 항공기 시스템에 대한 이해, 더불어 행정업무 능력까지 요구되고 있다. 이러한 요구사항들을 스킬이라 할 때, 현재의 공군 조종사가 보유한 스킬은 직업 특정 스킬인 항공기 조종 능력을 넘어 과거에 비해 더욱 다양하다 할 수 있다. 공군 내 인사 시스템을 노동시장에, 공군 조종사를 노동자에 대비(對比)했을 때, 한 공군 조종사가 보유한 스킬들이 다양함을 스스로 인식한다면 공군 내 인사 시스템으로부터의 이탈(즉, 민간항공사로 이직)을 방지할 수 있을 것이다. 더불어 공군의 인사 시스템이 스킬의 활용처를 쉽게 찾도록 하는 방향으로 발전된다면 숙련급 조종사의 이직 문제를 다소 완화할 수 있을 것이다.

우주 영역으로의 확장 (엄정식 외, 2017; 박기태, 2021)은 기술변화와 경제성장으로 인한 새로운 직업의 출현에 비추어 생각해 볼 수 있다. 우주 영역으로의 확장은 정책부서 내 다양한 직위의 생성을 요구할 것이다. 하지만 기술변화와 경제성장이 수많은 신규 직업의 출현을 불러왔음에도 대안직업의 존재를 인식하기에는 너무 먼 거리로 인해 그 기회가 노동자들에게 분배되지 않아 직업의 양극화 현상이 발생했듯이, 조종사의 여러 스킬을 필요로 하는 우주 관련 직위가 출현함에도 불구하고 항공기 조종 능력만을 주목하는 인식이 바뀌지 않는다면 숙련급 조종사 유출 문제에 기여하지 못할 것이다. 때문에 공군 조종사 스스로의 인식의 전환과 그 인식의 전환을 유도하기 위한 공군 내 정책적 노력이 필요하다고 할 수 있다.

6.3.2 무인기 역할의 증대

무인기 역할의 증대 (조용근, 2021)는 5.2.3의 결과(FO Network)가 주는 함의에 비추어 볼 때, 공군 조종사가 보유한 다양한 스킬의 존재 인식에 기여할 수 있을 것이다. 현재는 제한적인 무인기의 활동 영역이 기술변화로 인해 확장된다면 공군 조종사라는 직업이 자동화 대체될 것임이 일반적인 인식이다. 그러나 [표 7]의 예시에서 확인했듯이, 자동화 이전과 이후 한 직업의 스킬 중요도 벡터 간 높은 상관관계(의료진료 전문가 0.8 이상)로 미루어 볼 때, 자동화가 진행되더라도 한 직업의 고유한 특징이 사라지기는 쉽지 않으며, 요구되는 스킬 집합 내 스킬 중요도의 배열이 변화될 뿐이다. 때문에 무인기 역할의 증대로 인해 공군 조종사의 활동 영역이 축소되지는

않을 것이며, 오히려 정책·전략, 작전·전술, 복잡한 항공기 시스템에 대한 이해 등 공군 조종사만이 가질 수 있음에도 현재는 스킬 집합 내에서 상대적으로 주목받지 못하고 있는 스킬들을 활용할 기회가 증대될 것이라 예측할 수 있다. 더욱이 이러한 변화는 공군 조종사가 군 내에서 자신의 스킬 집합을 더욱 유연하게 활용할 수 있는 기회를 제공하여 민간항공사로의 이직율을 감소시킬 것임을 기대해 볼 수 있다.

6.4 연구의 한계

본 연구는 크게 세가지의 한계를 갖는다. 첫째는 본 연구에서 활용한 데이터가 조사된 직업분류에 관한 한계이다. 직업이동 데이터(KLIPS 데이터)는 KSCO 소분류 수준에서 조사되었지만 직업 내 각 스킬의 중요도를 산출에 활용한 재직자조사 데이터는 KECO 세분류를 기반으로 하는 한국고용정보원의 자체 직업코드(KNOW 코드)를 바탕으로 조사되었다. 미국의 경우, 직업이동 관련 연구들이 활용한 CPS(Current Population Survey) 데이터와 O*Net 데이터(한국고용정보원 재직자조사의 모티브) 모두 미국 표준직업분류(SOC)를 기반으로 조사되었다. CPS와 O*Net 데이터를 동시에 활용한 연구들 (Alabdulkareem et al., 2018; Dworkin, 2019; Mealy et al., 2018)에 비해, 본 연구는 데이터셋의 코드를 일치시키는 과정에서 손실된 정보가 존재한다는 점을 연구의 첫번째 한계라 할 수 있다.

둘째로, 각 직업의 자동화 확률 관련하여 미국의 데이터를 활용했다는 점을 한계로 볼 수 있다. 연구를 계획하는 단계에서 한국 직업의 자동화 확률을

추정한 연구를 찾았지만, Frey & Osborne (2017)의 추정치를 한국직업에 매칭한 김세움 (2015) 외 다른 연구를 찾지 못했다. 3.2에서 설명한 판단에 근거하여 미국 직업에 대해 추정된 자동화 확률을 적용했음에도 불구하고 국가 간 서로 다른 환경이 통제되지 않은 상태로 직업코드를 매칭하는 과정에서 손실된 정보가 존재한다는 점을 두번째 한계로 볼 수 있다.

셋째로, 스킬에 대한 자동화의 영향으로 인해 스킬연관성이 변화될 가능성은 제시했지만 변화될 스킬연관성이 직업이동을 어떻게 변화시킬 것인가에 대해 관찰하지 못했다는 점을 한계로 볼 수 있다. 하지만 직업이동에 대한 스킬연관성의 영향이 미래에도 현재와 동일할 것이라 가정한다면, 새롭게 발견된 스킬연관성이 현재까지는 인식하지 못했던 직업이동의 기회를 증가시킬 것임을 미루어 짐작해 볼 수 있다.

7. 결론

Brynjolfsson & McAfee (2014)는 기술적 실업에 대해 "... 지극히 현실적인 의미에서, 세상에 충족되지 않은 욕구와 소망이 있는 한 실업은 우리 스스로가 어떤 일을 할 필요가 있는지를 열심히 생각해보지 않았다는 시끄러운 경고" (p.231)라 했다. 기술변화와 경제성장이 제공하는 기회가 상당히 존재함에도 불구하고 기술변화의 일부분에 불과한 자동화로 인해 잃을 것에만 주목하는 관점은 문제의 완화에 기여하지 못할 것이다. 발생한 문제의 원인은 기회 인식에 필요한 최적의 거리를 제공하지 못하는 정책과 기회를 발견하지 못하는 인간 스스로에게 있을 뿐이다. 본 연구에서 주장하는 스킬

불일치의 완화를 위한 노력이 없다면 기술변화와 경제성장이 제공하는 기회가 아무리 많다 할지라도 그 기회는 고르게 분배되지 못할 것이다.

이정동 (2022)은 “축적은 같은 일을 오래 한다고 저절로 되는 것이 아니다. 새로운 질문을 만들어 내면서 진로를 끊임없이 수정하지 않으면 축적이 아니라 퇴적이 될 뿐이다. ... 기계와 인간의 대결에서 인간이 살아남는 방법은 ... 기계가 문제를 해결하도록 최초의 질문을 제기하는 고급 출제자로 탈바꿈하는 것” (p. 84 & 138)이라 했다. 기계가 인적노동과 직업을 잠식한다고 탓할 것이 아니라 노동자가 보유한 그리고 직업이 요구하는 스킬의 다양성을 인식함과 동시에 연관성의 원칙에 따라 새로운 질문을 던지며 기회를 찾을 때, 기술변화와 경제성장의 혜택을 모두가 누릴 것이라 생각된다. 자동화는 죄가 없다.

참고문헌

김세움. (2015). *기술진보에 따른 노동시장 변화와 대응*. 세종 : 한국노동연구원.

김인백. (2022). 직업의 자동화 대체 위협속에서, 직업내 스킬 발전의 경로의존성 : 한국의 사례연구 (석사 학위논문, 서울대학교 대학원)

김한준. (2012). *직업별 요구 역량의 변화와 차이-한국직업정보시스템 재직자 조사를 중심으로*. 한국고용정보원

박경종, 노요섭, & 신종화. (2012). 공군 조종사 직무만족수준과 이직의도에 관한 연구: 직무스트레스의 요인분석을 중점으로. *한국항공운항학회지*, *20*(1), 1-11.

박기태. (2021). 미· 중 패권경쟁과 도약적 우주력 발전방안: 공군 우주력 발전을 중심으로,... *한국항공우주학회 학술발표회 초록집*, 353-356.

백영민. (2019). *R 기반 제한적 종속변수 대상 회귀모형*. 서울: 한나래출판사

엄정식, 전기석, & 이상수. (2017). 2030 년대 안보환경의 전망과 한국 공군의 항공· 우주력 발전방향. *한국군사학논총*, *12*, 33-59.

이정동. (2022). *최초의 질문 : 기술 선진국의 조건*. 서울: 민음사

전병유, 김종면, 이철희, 김용진, 신관호, & 정지만. (2007). 한국 노동시장의 양극화에 관한 연구: 중간일자리 및 중간임금계층을 중심으로 / 논평 / 토론. *한국경제의 분석*, *13*(2), 171-244.

조용근. (2021). 유· 무인 복합 전투기편대와 미래 항공전. *국방과 기술*, (503), 56-63.

함성수, & 고현석. (2018). 공군 조종사들의 직무스트레스, 직무가정갈등이 이직의도에 미치는 영향: 소명의식의 조절효과. *군사과학논집 (구 공사논문집)*, *69*(2), 7-28.

함성수, & 손영우. (2019). 공군 조종사의 소명의식과 이직의도의 관계: 역할갈등의 매개효과. *Journal of the Korean Society for Aviation and Aeronautics*, *27*(1), 1-9.

Alabdulkareem, A., Frank, M. R., Sun, L., AlShebli, B., Hidalgo, C., & Rahwan, I. (2018). Unpacking the polarization of workplace skills. *Science advances*, *4*(7), eaao6030.

Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2017). Revisiting the risk of automation. *Economics Letters*, *159*, 157-160.

Autor, D. (2020). The faltering escalator of urban opportunity. *Securing Our Economic Future*, 108-36.

Autor, D. H. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, *29*(3), 3-30.

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly journal of economics*, *118*(4), 1279-1333.

Bakhshi, H., Downing, J. M., Osborne, M. A., & Schneider, P. (2017). *The future of skills: Employment in 2030*. Pearson.

Berger, T., & Frey, C. B. (2016). Did the Computer Revolution shift the fortunes of U.S. cities? Technology shocks and the geography of new jobs. *Regional Science and Urban Economics*, *57*, 38-45.

Berman, E., Bound, J., & Griliches, Z. (1994). Changes in the demand for skilled labor within US manufacturing: evidence from the annual survey of manufactures. *The quarterly journal of economics*, *109*(2), 367-397.

Berman, E., Bound, J., & Machin, S. (1998). Implications of skill-biased technological change: international evidence. *The quarterly journal of economics*, *113*(4), 1245-1279.

Bessen, J., Goos, M., Salomons, A., & van den Berge, W. (2020). Automation: A guide for policymakers. *Economic Studies at Brookings Institution: Washington, DC, USA*.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *제2의 기계 시대 : 인간과 기계의 공생이 시작된다* (이한음 역). 서울: 청림출판.

Brynjolfsson, E., Mitchell, T., & Rock, D. (2018). What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy? *AEA Papers and Proceedings*, *108*, 43-47.

Czaller, L., Eriksson, R. H., & Lengyel, B. (2021). Reducing automation risk through career mobility: Where and for whom? *Papers in Regional Science*, *100*(6), 1545-1569.

Del Rio-Chanona, R. M., Mealy, P., Beguerisse-Diaz, M., Lafond, F., & Farmer, J. D. (2021). Occupational mobility and automation: a data-driven network model. *J R Soc Interface*, *18*(174), 20200898.

Dworkin, J. D. (2019). Network-driven differences in mobility and optimal transitions among automatable jobs. *R Soc Open Sci*, *6*(7), 182124.

Farinha, T., Balland, P.-A., Morrison, A., & Boschma, R. (2019). What drives the geography of jobs in the US? Unpacking relatedness. *Industry and Innovation*, *26*(9), 988-1022.

Frey, C. B. (2019). *테크놀로지의 덫 : 자동화 시대의 자본, 노동, 권력* (조미현 역). 서울: 에코리브르

Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, *114*, 254-280.

Galetti, J. R. B., Tessarin, M. S., & Morceiro, P. C. (2021). Skill relatedness, structural change and heterogeneous regions: evidence from a developing country. *Papers in Regional Science*, *100*(6), 1355-1376.

Gathmann, C., & Schönberg, U. (2010). How general is human capital? A task-based approach. *Journal of Labor Economics*, *28*(1), 1-49.

Goos, M., & Manning, A. (2007). Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain. *The review of economics and statistics*, *89*(1), 118-133.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job polarization in Europe. *American economic review*, *99*(2), 58-63.

Hidalgo, C. A., Balland, P.-A., Boschma, R., Delgado, M., Feldman, M., Frenken, K., Glaeser, E., He, C., Kogler, D. F., Morrison, A., Neffke, F., Rigby, D., Stern, S., Zheng, S., & Zhu, S. (2018). The Principle of Relatedness. In *Unifying Themes in Complex Systems IX* (pp. 451-457).

Hidalgo, C. A., Klinger, B., Barabási, A. L., & Hausmann, R. (2007). The product space conditions the development of nations. *Science*, *317*(5837), 482-487.

Joyez, C., & Laffineur, C. (2022). The occupation space: network structure, centrality and the potential of labor mobility in the French labor market. *Appl Netw Sci*, *7*(1), 16.

Keynes, J. M. Economic Possibilities for our Grandchildren (1930).

Kim, S. H., Jun, B., & Lee, J. D. (2021). Technological relatedness: How do firms diversify their technology?.

Kim, S. M. (2012). Computerization, Occupational Choice and Job Polarization in the Korea Labor Market. *Journal of Labour Economics*, *35*(1), 21-54.

Long JS. 1997. *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*. Sage: Thousand Oaks, CA.

Mealy, P., del Rio-Chanona, R. M., & Farmer, J. D. (2018). What you do at work matters: new lenses on labour. *What You Do at Work Matters: New Lenses on Labour (March 18, 2018)*.

Mokyr, J., Vickers, C., & Ziebarth, N. L. (2015). The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different? *Journal of Economic Perspectives*, *29*(3), 31-50.

Moro, E., Frank, M. R., Pentland, A., Rutherford, A., Cebrian, M., & Rahwan, I. (2021). Universal resilience patterns in labor markets. *Nature communications*, *12*(1), 1-8.

Muneepeerakul, R., Lobo, J., Shutters, S. T., Gomez-Lievano, A., & Qubbaj, M. R. (2013). Urban economies and occupation space: can they get "there" from "here"? *PLoS One*, *8*(9), e73676.

Nedelkoska, L., & Neffke, F. (2019). Skill mismatch and skill transferability: Review of concepts and measurements. *Papers in Evolutionary Economic Geography*.

Nedelkoska, L., Diodato, D., & Neffke, F. (2018). Is our human capital general enough to withstand the current wave of technological change?. *CID Research Fellow and Graduate Student Working Paper Series*.

Nedelkoska, L., Neffke, F., & Wiederhold, S. (2015, September). Skill mismatch and the costs of job displacement. In *Annual Meeting of the American Economic Association*.

Neffke, F. M. (2019). The value of complementary co-workers. *Science advances*, *5*(12), eaax3370.

Neffke, F., & Henning, M. (2013). Skill relatedness and firm diversification. *Strategic Management Journal*, *34*(3), 297-316.

Park, J., & Kim, J. (2021). A Data-Driven Exploration of the Race between Human Labor and Machines in the 21st Century. *Communications of the ACM (forthcoming)*.

Robinson, C. (2018). Occupational Mobility, Occupation Distance, and Specific Human Capital. *Journal of Human Resources*, *53*(2), 513-551.

Susskind, D., & Susskind, R. (2016). *4차 산업혁명 시대, 전문직의 미래* (위대선 역). 서울: 와이즈베리. (원서출판 2015)

Yeo, Y., & Lee, J.-D. (2020). Revitalizing the race between technology and education: Investigating the growth strategy for the knowledge-based economy based on a CGE analysis. *Technology in Society*, *62*.

부 록

[표 S1] 자동화수준, 교육수준, 요구되는 훈련기간 관련 설문 문항

[자동화 정도] 귀하의 업무는 얼마나 자동화되었습니까?				
전혀 자동화되지 않음	조금 자동화됨	중간정도 자동화됨	상당히 자동화됨	완벽히 자동화됨
①	②	③	④	⑤

[교육수준] 귀하의 업무를 수행하는데 일반적으로 요구되는 교육수준은 어느 정도라고 생각하십니까? ※ 귀하의 실제 학력 수준을 묻는 것이 아니라 업무를 수행하는데 요구되는 학력수준을 묻는 것입니다.	
① 중학교 졸업 이하	② 고등학교 졸업
③ 고등학교 졸업 후 직업교육(6개월 이상) 이수	④ 전문대학교 졸업
⑤ 대학교 졸업	⑥ 대학원 석사 졸업
⑦ 대학원 박사 졸업	

[요구훈련 기간] 귀하의 업무를 잘하기 위해 필요한 훈련이 있다면 훈련 기간은 어느 정도가 적정하다고 생각하십니까?		
① 1개월 미만	② 1개월 이상~3개월 미만	③ 3개월 이상~6개월 미만
④ 6개월 이상~1년 미만	⑤ 1년 이상~2년 미만	⑥ 2년 이상

[표 S2] 제로모델 추정결과 : $skRltd_{ij}\ (log)$ 및 임금의 상·하향 직업이동

	Dependent variable: $TRcount_{ij}$			
	all	all	wageup	wagedn
	(1)	(2)	(3)	(4)
$skRltd_{ij}\ (log)$	-6.735***	-7.391***	6.512	9.424
	(0.877)	(1.718)	(5.765)	(13.221)
$auto_{ij}^{r}\ (log)$		-11.333***	-7.839*	13.567**
		(4.064)	(4.686)	(6.895)
$edulvl_{ij}^{r}\ (log)$		-25.695***	58.659***	-70.832**
		(6.023)	(21.645)	(34.876)
$age_{ij}^{r}\ (log)$		-28.260***	9.096	-11.374
		(3.880)	(5.618)	(8.762)
All Obs.	10,920	10,920	2,730	2,730
Non-zero Obs.	992	992	190	180
Non-zero/All	0.09	0.09	0.07	0.07
Note:				*p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01

[표 S3] 제로모델 추정결과 : $pathlen_{ij}\ (log)$ 및 임금의 상·하향 직업이동

	Dependent variable: $TRcount_{ij}$			
	all	all	wageup	wagedn
	(1)	(2)	(3)	(4)
$pathlen_{ij}\ (log)$	5.127***	2.254**	-1.966	-4.047
	(1.028)	(0.889)	(2.591)	(4.098)
$auto_{ij}^{r}\ (log)$		-8.966***	-8.958**	14.173**
		(2.498)	(4.492)	(5.543)
$edulvl_{ij}^{r}\ (log)$		39.962***	63.164***	-67.592***
		(5.324)	(23.012)	(23.000)
$age_{ij}^{r}\ (log)$		19.726***	11.196*	-9.985
		(3.388)	(6.634)	(7.611)
All Obs.	10,920	10,920	2,730	2,730
Non-zero Obs.	992	992	190	180
Non-zero/All	0.09	0.09	0.07	0.07
Note:				*p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01

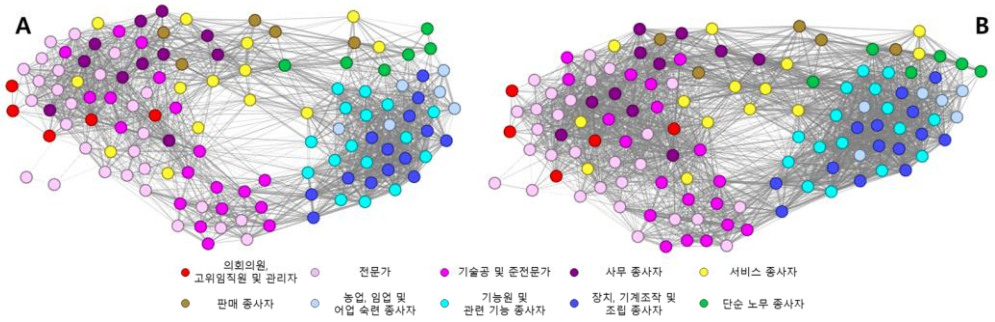
[표 S4] 제로모델 추정결과 : 스킬 획득의 부담을 감수·회피하는 직업이동

	Dependent variable:	
	trainprdup (1)	trainprddn (2)
$skRltd_{ij}$ (log)	-7.173**	-11.271***
	(3.313)	(2.909)
$auto_{ij}^{r}$ (log)	-7.851	-7.378
	(6.318)	(6.932)
$edulvl_{ij}^{r}$ (log)	47.140***	-24.725**
	(13.958)	(11.523)
age_{ij}^{r} (log)	27.494***	-24.306***
	(8.693)	(6.128)
All Obs.	2,730	2,730
Non-zero Obs.	238	240
Non-zero/All	0.09	0.09
Note:	*p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01	

	Dependent variable:	
	trainprdup (1)	trainprddn (2)
$pathlen_{ij}$ (log)	64.609	13.634**
	(82.352)	(6.814)
$auto_{ij}^{r}$ (log)	64.144	13.623
	(90.638)	(11.656)
$edulvl_{ij}^{r}$ (log)	305.757	-86.815**
	(347.548)	(34.182)
age_{ij}^{r} (log)	254.298	-50.013***
	(307.287)	(17.508)
All Obs.	2,730	2,730
Non-zero Obs.	238	240
Non-zero/All	0.09	0.09
Note:	*p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01	

[표 S5] 각 직업군 내 10 개 대표 직업

사회인지적 직업	육체적 직업	기술적 직업
일반사무 종사자	금속 및 관련재료 세공 종사자	안전 및 품질검사 종사자
사회서비스 전문가	건물 완성 및 관련 기능 종사자	전기 · 전자 및 기계공학 기술종사자
일반관리자	건물 도장, 청결 및 관련 기능 종사자	자연과학관련 기술종사자
정부행정 사무 종사자	화학물 가공장치 조작 종사자	의료 기술종사자
금융보험 준전문가	금속 및 광물제품용 기계 조작 종사자	측량 전문가
고객 관련 사무 종사자	고무, 플라스틱 제품용 기계 조작 종사자	컴퓨터관련 준전문가
안내 및 접수 사무 종사자	금속주형, 용접 및 관련 기능 종사자	자재, 생산 및 운송관련 사무 종사자
판매 준전문가	임업 숙련 종사자	화학 및 금속공학 기술종사자
교도 및 보도 종사자	섬유, 의복 제품용 기계 조작 종사자	전기 · 전자 및 기계공학 전문가
상품중개 및 사업서비스대리 종사자	식품 및 관련제품용 기계 조작 종사자	건축 및 토목공학 기술종사자



[그림 S1] 직업 네트워크 : KSCO 5 차 소분류 기준 직업분류

(A) Null Network (B) FO Network

Abstract

Many studies on the relationship between machines and human labor point to automation as the cause of the unfavorable influence of workers. However, automation is only one type of technological change, and the technological change that creates new occupations provides workers with opportunities to move occupations. This study suggests that the fundamental reason why workers who have suffered from the risk of automation do not have the opportunity to move their occupations lies in skill mismatch that cannot find the availability of their skills, and in order to solve this problem, we should pay attention to skill relatedness between occupations. Moreover, while previous studies argue that relatedness constrains occupational mobility, this study argues that skill relatedness between occupations will serve as an opportunity for occupational mobility. To this end, the effect of skill relatedness on occupational mobility was analyzed using Zero-Inflated Negative Binomial (ZINB) model. In addition, it raises the possibility that automation rather alleviates skill mismatch and discovers new skill relatedness between occupations that were not recognized observing occupation network. The results of the study argue that efforts should be made to induce flexible occupational mobility based on skill relatedness, and policies should be established from a long-term

perspective rather than paying attention to exaggerated concerns about short-term phenomena caused by the risk of automation.

Keywords : skill relatedness between occupations, skill mismatch, occupational mobility, risk of automation, Zero-Inflated Negative Binomial model, Social Network Analysis

Student Number : 2021-27772