

숙련 네트워크 분석으로 본 AI 시대의 핵심 숙련*

장지연 · 심지환**

본 연구는 AI 시대에 어떤 숙련이 진정으로 중요한지를 네트워크 분석의 관점에서 규명한다. 숙련은 홀로 존재하지 않고 다른 숙련들과 연결되어 그 가치가 결정된다는 전제하에, 온라인 구인공고 데이터에서 추출한 6,558개 숙련 키워드를 활용해 세 가지 지표—얼마나 넓은 직종에 퍼져 있는지(확산도), 얼마나 중요한 숙련들과 연결되어 있는지(중심성), 얼마나 다른 직종으로 이동하기 쉬운지(전이가능성)—를 개발·적용하였다. 분석 결과, ‘관리및지원’과 ‘고객및클라이언트지원’ 숙련군이 범용성과 구조적 연결성 모두에서 높은 순위를 차지했으며, ‘경영’과 ‘언어’ 숙련군은 분포의 폭보다 연결의 질에서 두드러졌다. AI/ML 숙련의 전이가능성 분석에서는 AI 관련 수요가 IT 직종을 넘어 금융·제조 등 광범위한 영역으로 확산되고 있음이 확인되었다. 이러한 결과는 숙련의 가치가 전문성 그 자체보다 다른 숙련들과의 관계적 위치에 의해 결정됨을 보여주며, 인력 개발 정책이 개별 숙련 습득을 넘어 숙련 간 연결성과 산업 간 전이를 고려한 방향으로 전환될 필요가 있음을 시사한다.

1. 문제 제기

AI 기술의 급속한 발전이 노동시장과 일터에 미치는 영향에 대한 논의는 그동안 주로 사람이 수행하던 과업의 일부를 기계가 대체한다는 관점에서 이루어져 왔다. 그러나 AI의 영향은 단순한 일자리 대체를 넘어서 일하는 방식의 근본적인 변화, 나아가 노동과정과 작업조직의 전면적인 재편을 수반한다는 점에 주목해야 한다.

이러한 논의는 숙련(skill)의 관점에서 보다 구체적으로 접근할 수 있다. AI 기술의 발전은 필

* 이 글은 한국노동연구원 연구사업으로 수행한 장지연 외(2025), 『인공지능 시대의 숙련』의 제2장 「숙련의 네트워크적 특성과 전이가능성(Transferability)」 내용을 요약·정리한 것이다.

** 장지연=한국노동연구원 선임연구위원(jchang@kli.re.kr), 심지환=동양미래대학교 교수(sim2080@dongyang.ac.kr).

요한 숙련의 변화, 즉 숙련 수요의 구조적 전환을 의미한다. AI 기술이 고도화됨에 따라 점점 더 중요해지는 숙련이 있는 반면, 더 이상 필요하지 않게 되는 숙련도 존재한다. 이는 우리가 현재 보유하고 있는 숙련과 미래에 요구되는 숙련 사이의 괴리를 야기할 수 있으며, 이러한 불일치는 개별 근로자뿐만 아니라 조직과 사회 전체의 생산성에 중대한 영향을 미칠 수 있다. 현재의 숙련 분포에 대한 체계적인 분석과 이해를 기반으로 미래 숙련 분포에 대한 전망이 요구된다.

그렇다면 여기서 말하는 숙련이란 무엇인가? OECD가 제시하는 바에 따르면, 숙련은 인적자본을 나타내는 포괄적 지표이기도 하고, 동시에 데이터와 사물을 조작하는 특정한 전문능력의 집합을 의미하는 용어로 사용된다. 인적자본의 포괄적 지표로서 숙련은 인지 능력, 신체 능력, 사회정서적 능력, 메타인지 능력(예: 정보처리기술, 손재주, 팀워크, 자기조직화)과 같은 광범위한 능력 집합뿐만 아니라 특정 직무나 과업을 수행하는 능력(예: 회계나 헤어컬러링)을 포함한다. 이처럼 숙련은 단순한 기술적 능력을 넘어서 개인의 종합적인 역량과 잠재력을 아우르는 다층적 개념으로 이해할 수 있다(OECD, 2023).

본 연구는 숙련 구조가 '네트워크' 형태를 띠고 있다는 가정에서 출발한다. 개별 숙련들은 서로 고립된 채로 존재하는 것이 아니라 복잡한 연결 관계를 형성하고 있으며, 이러한 연결 구조는 중심성이나 밀도 등의 네트워크 특성으로 파악할 수 있다. 또한 네트워크 내에서 밀접하게 연결된 하위 그룹을 식별할 수 있어, 숙련 A는 숙련 A'와 긴밀하게 연결되어 있고, 숙련 B와는 상대적으로 거리가 멀다는 관계적 특성을 구체적으로 분석할 수 있다.

이러한 네트워크 관점을 통해 특정 분야에서 핵심적인 역할을 하는 숙련을 식별할 수 있으며, 다양한 분야에서 두루 필요로 하는 범용적 숙련도 구별해낼 수 있다. 특히 일터에서 생산공정이나 서비스 과정에 AI가 투입되는 상황에서 숙련 네트워크는 기존과는 다른 양상을 보일 것으로 예상된다. 예컨대, STEM 숙련, 소프트 스킬(soft skill), 사회적 숙련(social skill) 등 다양한 숙련 집합들은 AI 숙련과의 연계성에 따라 네트워크 내에서의 중요도와 위치가 근본적으로 달라질 것이다.

또한, 숙련들은 직업을 매개로 하여 서로 연결된다. 특정 직업에서 숙련 A, 숙련 B, 숙련 C가 동시에 요구된다면, 이들 숙련은 해당 직업을 통해 서로 연결되어 있다고 볼 수 있다. 이러한 관점에서 숙련 네트워크뿐만 아니라 숙련-직업 네트워크의 구조를 파악할 수 있으며, 이는 숙련이 실제 노동시장에서 어떻게 활용되고 있는지를 이해하는 데 중요한 단서를 제공한다. 직업과의 연계성을 기반으로 한 숙련-직업 네트워크 분석은 개별 숙련의 구조적 중요성과 숙련이 노동 이동에 미치는 영향을 살펴보는 데 유용한 분석틀을 제공한다.

본 연구에서 사용한 숙련의 목록은 2024년 본 연구팀이 구인공고데이터로부터 6,558개 숙련 키워드를 추출하여 분류한 것을 사용하였음을 밝힌다(장지연 외, 2024).

II. 숙련의 네트워크적 특성 지표

1. 숙련의 확산도 또는 보편성(Skill Ubiquity)

AI 시대의 도래와 함께 우리가 직면한 가장 핵심적인 질문은 “어떤 숙련이 진정으로 중요한가”라는 것이다. 이 질문은 전체 노동시장의 관점에서 제기될 수 있으며, 정보기술 분야나 제조업과 같은 특정 산업 영역에서도 동일하게 던져질 수 있다. 그러나 개별 숙련을 독립적인 단위로 바라보는 전통적 접근법으로는 이 복잡한 질문에 온전히 답하기 어렵다. 숙련은 고립된 채 존재하지 않으며, 다른 숙련들과의 긴밀한 상호작용 속에서 그 가치와 의미를 발현하기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 개별 숙련의 네트워크적 특성과 관계적 속성을 체계적으로 분석함으로써 AI 시대에 요구되는 핵심 숙련을 식별하고자 한다.

이 장에서는 숙련의 관계적 의미를 측정하는 두 가지 접근법을 제시하는데, 먼저 ‘개별 숙련이 얼마나 다양한 직업 영역에서 보편적으로 요구되는가’를 ‘숙련의 확산도’라고 명명하고 검토해보기로 한다.

숙련 확산도(Spread of Dispersion, SOD)는 숙련의 보편성(Skill Ubiquity)을 측정하는 지표로, 특정 숙련이 얼마나 다양한 직업에서 요구되고 있는지를 정량화한다. 이는 정보이론의 엔트로피 개념을 차용하여 숙련의 분포 패턴을 분석한 것으로, 숙련이 특정 직종에 집중되어 있는지 아니면 여러 직종에 고르게 분산되어 있는지를 나타낸다.

$$SOD = \frac{1}{N_j} \sum_{k=1}^M P_{j,k} \log P_{j,k}$$

$P_{j,k}$ = 직종 j 에서 숙련 k 가 포함된 비율

[수식 1] 숙련 확산도

단, 이 지표 자체는 숙련이 등장한 채용공고의 절대적 빈도를 고려하지 않는 한계가 있었다. 즉, 매우 적은 수의 채용공고에서만 언급된 숙련이라 하더라도, 그것이 서로 다른 직종에 분포되어 있다면 높은 확산도 값을 갖게 되는 문제가 발생했다. 이러한 측정상의 왜곡을 보정하기 위해 채용공고 빈도에 따른 가중치를 반영한 개선된 지표를 개발하여 사용하였다.

[그림 1]의 숙련 확산도(SOD) 그래프는 각 숙련군이 얼마나 다양한 직업 영역에서 범용적으로 요구되는지를 보여준다. 가장 높은 확산도를 보이는 상위 숙련군은 ‘고객맞클라이언트지원’과

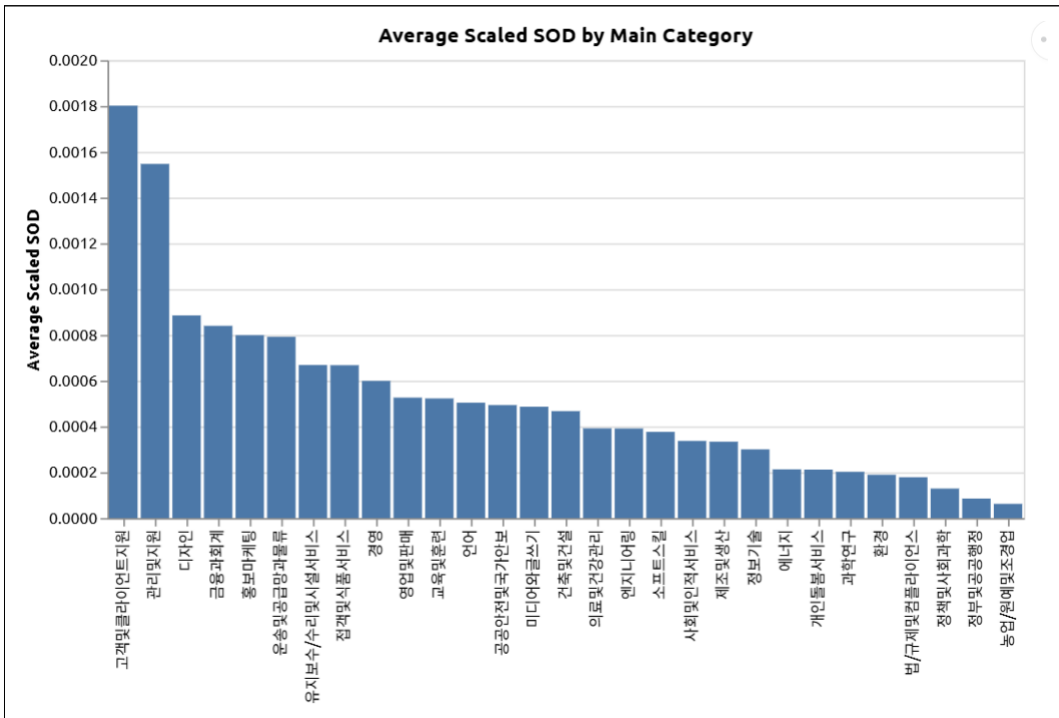
‘관리및지원’ 숙련군이다.

‘고객및클라이언트지원’ 숙련군(69개)은 ‘고객지원’(59개)과 ‘고객관리및모니터링’(10개)으로 세분화되며, ‘글로벌 커뮤니케이션 수행하기’, ‘VIP 고객 응대하기’, ‘반도체 관련 고객 지원하기’, ‘해외 항공 고객 서비스 제공하기’ 등이 포함된다. 이들 숙련의 높은 확산도는 현대 비즈니스가 고객 중심으로 재편되면서 거의 모든 업종에서 고객 접점 관리가 핵심 경쟁력으로 부상했음을 보여준다.

‘관리및지원’ 숙련군(58개)은 ‘사무자동화’(25개)와 ‘일반관리및사무업무’(33개)로 구성되며, ‘데이터 분석 및 보고서 작성하기’, ‘Excel 및 PowerPoint 고급 활용하기’, ‘MS Word 문서 작성 및 편집하기’, ‘Notion 협업 도구 활용하기’ 등의 숙련들이 핵심을 이룬다. 이들의 높은 확산성은 디지털 업무 환경에서 이러한 기초적 관리 숙련들이 다른 모든 전문 숙련들의 효율성을 증폭시키는 승수 효과를 갖고 있음을 의미한다.

낮은 확산도를 보이는 숙련군은 ‘정책및사회과학’, ‘정부및공공행정’, ‘농업/원예및조경업’ 숙련군이다. 이들의 낮은 확산성은 해당 숙련들이 고도로 전문화되고 제한적인 영역에서만 활용되는 특성을 반영한다.

[그림 1] 숙련군별 숙련 확산도



자료 : 온라인 구인광고 데이터를 바탕으로 저자 작성.

이러한 패턴은 노동시장의 숙련 양극화 현상을 보여주는 것이기도 하다. 상위 확산성을 갖는 숙련들은 산업 간 경계를 넘나들며 광범위한 연결성을 보이는 반면, 하위 확산성 숙련들은 특정 분야의 수직적 전문성은 높지만 수평적 확장성은 제한적이다. 특히 공공부문과 전통 산업의 숙련들이 디지털 경제의 네트워크 효과로부터 상대적으로 소외되어 있음을 시사하며, 이는 향후 인력 개발과 산업 전환 정책에서 중요한 고려사항이 될 것이다.

2. 페이지랭크(PageRank) 기반 숙련 중심성

페이지랭크(PageRank) 기반 숙련 중심성은 숙련이 노동시장 내에서 실제로 얼마나 중요한 연결고리 역할을 하는지를 평가하는 지표이다. 이는 구글의 검색 엔진 핵심 알고리즘인 'PageRank'를 숙련 네트워크 분석에 적용한 것으로, 단순한 출현 빈도나 분포를 넘어서 숙련 간의 구조적 관계와 영향력을 측정한다.

'PageRank 알고리즘'은 1996년 래리 페이지와 세르게이 브린이 개발한 것으로, 웹페이지의 중요도를 해당 페이지로 향하는 링크의 수와 그 링크들의 품질을 종합적으로 고려하여 결정한다. 핵심 아이디어는 "중요한 페이지로부터 링크를 받는 페이지가 더 중요하다"는 것이다. 즉, 단순히 많은 링크를 받는 것보다도 신뢰할 만한 고품질 페이지로부터 링크를 받는 것이 해당 페이지의 중요도를 더 크게 높인다는 원리이다.

이러한 페이지랭크의 논리를 숙련 네트워크 분석에 적용하면, 특정 숙련이 노동시장 내에서 얼마나 핵심적인 허브 역할을 수행하는지를 정량적으로 평가할 수 있다. 여기서 '링크'는 숙련 간의 동시 출현 관계나 전이 가능성으로 해석되며, 다양한 고중요도 숙련들과 연결된 숙련일수록 높은 중심성 점수를 받게 된다. 예를 들어, 많은 핵심 숙련들과 함께 요구되는 기초적 숙련이나, 여러 전문 영역을 연결하는 교량 역할을 하는 숙련들이 높은 페이지랭크 중심성을 보이게 된다. 이는 해당 숙련이 단순히 자주 언급되는 것을 넘어서, 실제로 다른 중요한 숙련들과의 시너지 효과를 통해 노동시장에서 구조적 중요성을 갖는다는 것을 의미한다.

[그림 2]에 나타난 바와 같이, 페이지랭크 중심성에서도 '관리및지원' 숙련군이 압도적으로 높은 점수를 나타낸다. '고객및클라이언트지원', '경영', '언어' 순으로 그 뒤를 잇는다.

1절의 확산도 분석에서도 상위를 위치했던 '관리및지원' 숙련군이 페이지랭크 중심성에서는 더욱 압도적인 우위를 보이는데, 이는 이 숙련군이 단순히 넓게 분포되어 있을 뿐 아니라 다른 고중요도 숙련들과 구조적으로 연결되어 있음을 의미한다. 여기에는 'Excel 데이터 분석 및 시각화하기', 'MS Office 업무용 문서 작성하기', 'Microsoft Outlook 이메일 관리하기', '사무자동화 프로그램 운영 및 활용하기' 등 디지털 업무의 기본 토대를 형성하는 숙련들이 포함된다.

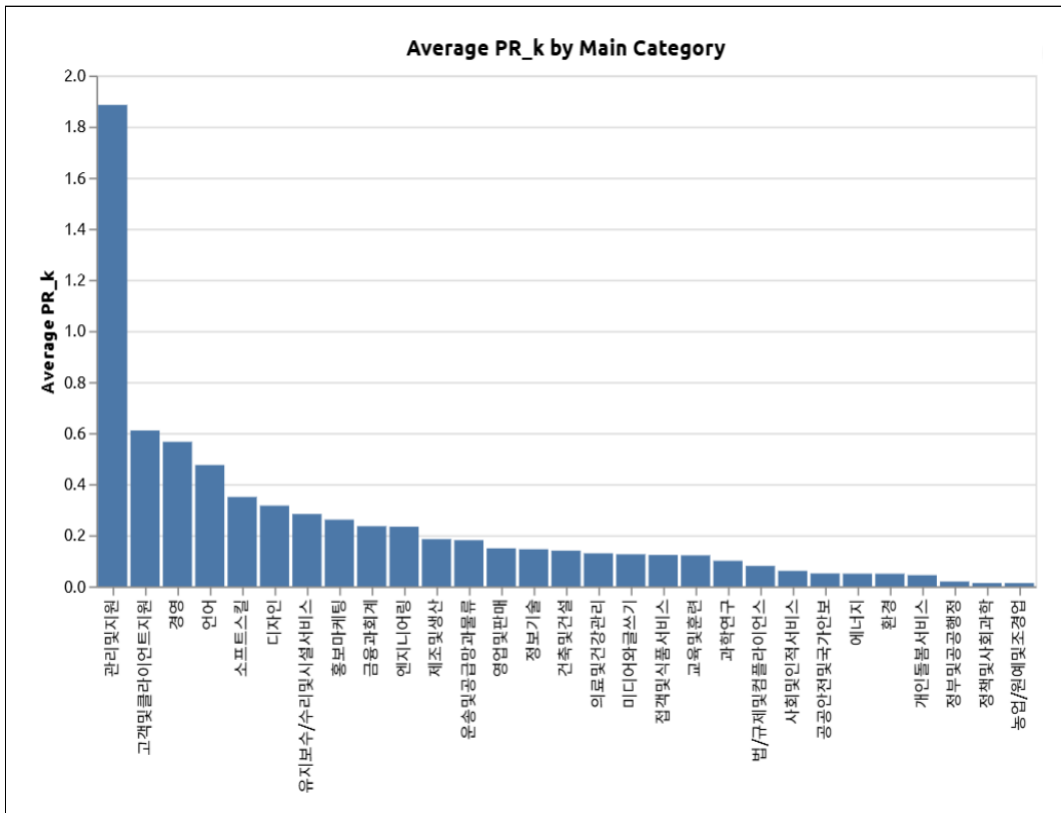
'고객및클라이언트지원' 숙련군(69개)이 두 번째 높은 중심성을 보이는 것은 현대 비즈니스의

고객 중심적 전환을 반영한다. ‘민원 접수 및 응대하기’, ‘VIP 고객 응대하기’, ‘FAQ 콘텐츠 관리하기’, ‘서비스 품질 모니터링하기’ 등은 업종을 불문하고 고객 접점에서 핵심적인 가치 창출 역할을 담당한다. 이들 모두 기본적으로는 고객 관계 관리라는 공통 분모를 갖고 있어 다양한 전문 영역과의 연결고리 역할을 수행한다.

‘경영’ 숙련군(368개)은 ‘전략및분석’(80개), ‘운영및관리’(179개), ‘인적자원관리’(91개), ‘리더십및의사소통’(18개)의 네 영역으로 세분화되며, ‘사업 성장 전략 개발하기’, ‘비즈니스 프로세스 재설계하기’, ‘밸류체인 분석 수행하기’, ‘PMI 합병 후 통합 관리하기’ 등 고도의 전략적 사고를 요구하는 숙련들을 포함한다.

‘언어’ 숙련군(35개)은 ‘언어역량’(25개), ‘언어교육’(5개), ‘언어통역및번역’(5개)으로 구성되며, ‘영어 의사소통하기’, ‘중국어 HSK 5급 수준 구사하기’, ‘영어 번역하기’ 등이 포함된다. 언어 숙련의 높은 중심성은 글로벌화와 다문화 사회로의 전환을 반영하며, 외국어 능력이 모든 전문 분야에서 필수적 기반 역할을 수행하고 있음을 보여준다.

[그림 2] 숙련군별 페이지랭크 중심성



자료 : 온라인 구인공고 데이터를 바탕으로 저자 작성.

이러한 결과는 범용성과 연결성의 조합이 숙련의 구조적 중요성을 결정하는 핵심 요인임을 확인해준다. 1절의 확산도 지표가 숙련이 얼마나 넓은 직업 영역에 분포하는지를 측정한다면, 페이지랭크 중심성은 그 숙련이 다른 중요한 숙련들과 얼마나 긴밀하게 연결되어 있는지를 포착한다. 두 지표에서 공통적으로 상위에 위치하는 숙련군이 존재한다는 것은, 해당 숙련들이 단순히 여러 직종에 널리 퍼져 있을 뿐 아니라 노동시장의 숙련 네트워크 내에서 구조적 허브 역할을 수행하고 있음을 의미한다. 동시에, '경영'이나 '언어'처럼 확산도에서는 상대적으로 두드러지지 않았으나 페이지랭크에서 상위권에 진입하는 숙련군의 존재는, 직업 간 분포의 폭과 숙련 간 연결의 질이 반드시 일치하지는 않음을 보여준다. 이는 숙련의 구조적 중요성을 다면적으로 평가하기 위해 복수의 네트워크 지표를 병행할 필요가 있음을 시사한다.

3. 전이가능성(Transferability)

가. 측정 방법

숙련의 네트워크적 특성에 주목하면 특정 직종에서 요구되는 숙련¹⁾이 다른 직종으로 얼마나 쉽게 전이될 수 있는지 평가할 수 있다.²⁾ 두 직업 간의 이동 가능성을 각 직업이 요구하는 숙련의 유사성에 기반하여 판단할 수 있다는 의미가 되겠다. 본 연구의 전이가능성 측정은 세 단계로 구성된다. 먼저 직종 간 숙련 유사도(OSS)를 산출하고, 다음으로 페이지랭크 기반 숙련 중요도(PR_k)를 측정하고, 이 둘을 결합한 마코프 전이모형으로 직종 간 전이 확률을 도출한다.

첫 번째 단계는 직종 간 숙련 유사도(Occupation-Skill Similarity)를 측정하는 것이다. Kok & ter Weel(2014), Alabdulkareem et al.(2018) 등은 직업을 구성하는 숙련 벡터 간 유사성을 활용하여 직종 간 근접성을 측정하는 방법을 발전시켜 왔다. 이는 본 장의 직종별 유사도 측정 접근법과 맥락을 같이하며, 직종을 숙련 단위로 세분화한다.

이러한 유사도 측정 방식이 실제 노동 이동성과 임금 결과를 설명한다는 실증적 근거도 축적되어 있다. Gathmann & Schönberg(2010)는 독일 노동시장을 대상으로 직종 간 숙련 유사도가 높을수록 전환 과정에서 임금 손실이 적음을 확인하였으며, Poletaev & Robinson(2008) 역시 미

1) 직종별 숙련 구성 벡터는 개별 채용공고에서 중복 등장한 숙련 제거 후, 각 공고에서 등장하는 숙련 키워드를 TF-IDF 기반의 벡터로 수치화한 후, 이를 직종 단위로 평균화하여 대표 숙련 프로파일을 생성하는 방식으로 도출하였다. 구인공고에 등장하는 직종의 공고 수 편차로 인한 통계적 왜곡을 상쇄하기 위해, 전체 시장 내 직종별 공고 비중을 활용한 사후 표준화 과정을 거쳤다.

2) 본 연구는 표준직업분류(KSCO) 대신 고용직업분류(KECO)를 사용하였다. 구인공고의 직종 코드 부여에 활용한 분류 모델은 워크넷(WorkNet) 데이터를 훈련 데이터로 사용하였으며, 워크넷이 KECO 체계로 구축되어 있어 일관성 유지를 위해 동일 분류를 적용하였다.

국 노동자의 데이터를 통해 유사도가 낮은 직종 이동일수록 임금 손실이 크다는 사실을 보여주었다. Levy Yeyati & Montané(2020)는 구인·이직 데이터를 활용해 직업 간 유사성 지표를 구축하고, 이 지표가 전환 후 임금과 양의 상관관계가 있음을 제시하였다. 즉, 숙련 유사도가 높은 직무 간 이동은 인적자본의 손실을 줄이고 전환을 원활히 한다는 점에서, 직종 간 숙련 유사도 ($OSS_{i,j}$)는 직종 전환 가능성을 평가하는 데 타당한 지표임이 확인된다.

$$OSS_{i,j} = \frac{\sum_k W_{i,k} \cdot W_{j,k}}{\sqrt{\sum_k W_{i,k}^2} \times \sqrt{\sum_k W_{j,k}^2}}$$

여기서,

OSS = 직종 i 와 ~ 직종 j 간의 숙련 유사도

$W_{i,k}$ = 직종 i 에서 숙련 k 가 요구되는 가중치($TF-IDF$ 기반)

$W_{j,k}$ = 직종 j 에서 숙련 k 가 요구되는 가중치

[수식 2] 직종 간 유사도 계산

그러나 단순 유사도 지표에는 한계가 있다. $OSS_{i,j}$ 는 직무 간 상대적 숙련 구조만 반영하기 때문에 업스킬링과 다운스킬링 방향성을 구분하지 못하며, 절대적 숙련 수준의 차이를 무시할 수 있다. 예컨대 판매 관리자와 판매원은 유사한 숙련 비중을 가질 수 있으나 관리자는 훨씬 높은 수준의 숙련을 요구한다. 그럼에도 불구하고 단순 유사도는 이를 동일하게 평가하는 한계가 있다. Nedelkoska et al.(2015)은 이러한 문제를 보완하기 위해 직종 전환에 필요한 추가 교육 연한을 추정하여 이동 방향성을 반영한 숙련 거리 지표를 제안한 바 있다. 본 연구는 단순 유사도 분석의 한계를 보완하기 위해, $OSS_{i,j}$ 에 더해 네트워크 기반 중심성(PageRank)과 전이 확률 모형을 결합하여 보다 정교한 분석을 시도한다.

두 번째 단계로 직종과 숙련의 관계를 직종-숙련 이중 모드 네트워크로 구축한 뒤, PageRank 알고리즘을 적용하여 노동시장 내에서 중심적 역할을 수행하는 핵심 숙련을 식별한다. Vista et al.(2020)은 구인공고 데이터를 활용하여 네트워크 중심성이 높은 숙련일수록 더 다양한 직무 전환을 촉진한다는 점을 보였고, Stephany & Teutloff(2024)는 특정 숙련의 가치는 다른 숙련과의 보완적 관계성에서 파생된다는 사실을 실증한 바 있다.

$$PR_k = (1 - d) + d \sum_j \frac{PR_j}{d_j}$$

여기서,

PR_k = 숙련 k 의 중요도

d = 감쇠계수

$j = k$ 와 연결된 직종

d_j = 직종 j 가 연결된 직무의 개수

[수식 3] 숙련 중심성의 측정

마지막으로 직종 간 숙련 유사도와 숙련 중요도를 기반으로, 직무 전환을 확률적으로 설명하기 위해 마코프 전이모형(Markov Transition Model)을 적용한다. 이 모형에서 각 직종은 상태(state)로 정의되며, 특정 직종에서 다른 직종으로 이동할 확률은 $OSS_{i,j}$, PR_k , 그리고 목표 직종의 고용 규모를 반영하여 산출된다.

$$TP_{i,j,k} = OSS_{i,j} \times PR_k \times \frac{N_j}{N_{total}}$$

여기서,

$TP_{i,j,k}$ = 직종 i 에서 직종 j 로 숙련 k 가 전이될 가능성

PR_k = 특정 숙련 k 의 PageRank 값

N_j = 직종 j 의 채용공고 수

N_{total} = 전체 직종 채용공고 수

[수식 4] 숙련 전이 확률의 측정

여기서 $TP_{i,j,k}$ 는 직종 i 에서 j 로, 숙련 k 를 매개로 전이될 확률을 의미한다. 즉, 두 직종 간 요구 숙련이 유사하고($OSS_{i,j}$), 해당 숙련이 노동시장 전체에서 중심성을 가지며(PR_k), 동시에 목표 직종의 규모가 클수록(N_j), 실제 전이 확률은 높아진다.

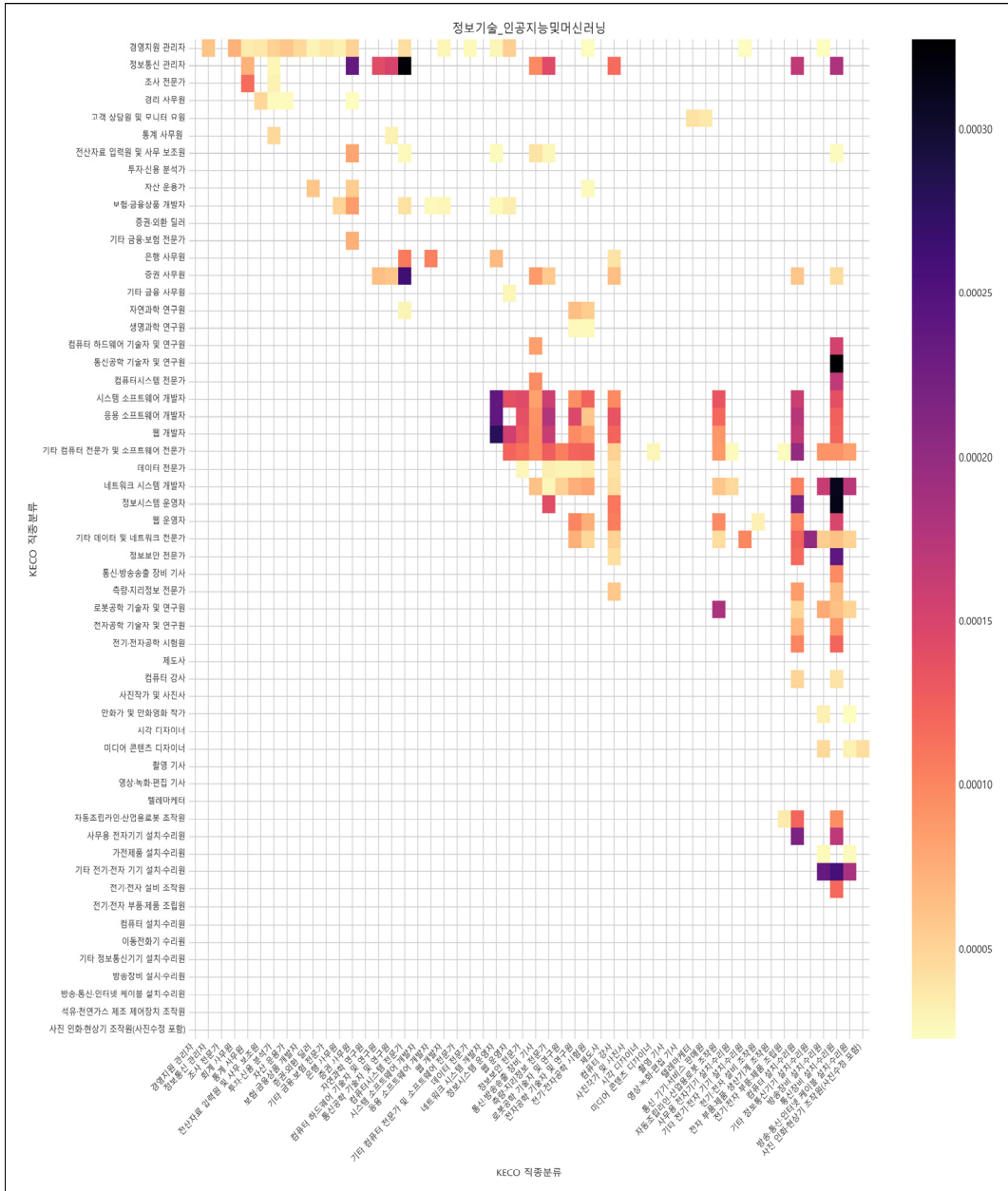
이러한 마코프 전이모형은 노동시장의 직업 이동을 네트워크상 확률적 과정으로 설명한다는 점에서 기존 연구와 맞닿아 있다. del Rio-Chanona et al.(2021)은 미국 노동시장을 대상으로 직업-전이 네트워크를 구축하고, 자동화 충격에 대응하는 직업 이동을 시뮬레이션한 결과, 실제 노동시장과 유사한 이동 패턴을 재현하는 데 성공하였다.

나. 측정 결과

본 연구의 전이가능성 분석틀은 모든 숙련 영역에 적용 가능하나, 본 연구에서는 AI 시대의

숙련 변화라는 연구 주제에 부합하도록 AI/ML 숙련에 초점을 맞추어 분석을 수행하였다. AI/ML 숙련의 직종 간 전이가능성을 분석한 결과는 [그림 3]의 히트맵으로 제시하였으며, 여기서 발견되는 주요 메시지를 정리하면 다음과 같다.

[그림 3] 직업 간 숙련 전이가능성 시각화



첫째, 본 분석은 AI/ML 관련 숙련에 대한 수요가 IT 직종을 넘어서 대부분의 직종에서 요구되는 현상을 보여준다. Alekseeva et al.(2021)의 연구에서도 2010년대 미국 노동시장에서 AI 숙련 수요는 IT 직군에서 가장 높지만 건축/엔지니어링, 과학, 경영 직군 등 그 외의 분야에서도 크게 증가한 것으로 나타났다. 이러한 확산 양상은 AI/ML 기술이 특정 산업에 국한된 전문기술이 아니라 범용적으로 적용되기 시작했음을 보여준다.

둘째, 분석 결과 IT 전문가와 금융업 종사자 간의 AI/ML 숙련 전이가능성이 높게 나타났다. 예컨대 응용 소프트웨어 개발자와 증권 사무원 간의 숙련 전이와, 웹 개발자와 증권 사무원 간의 전이가 상대적으로 높은 전이 확률을 보였는데, 이는 금융권과 IT 분야 간 인력 이동이 빈번함을 의미한다. 이러한 현상은 핀테크(FinTech) 산업의 성장과 금융업의 디지털 전환이 실제 노동 이동을 통해 구현되고 있음을 방증한다. Jiang et al.(2025)의 연구에서도 핀테크가 전통적 산업 경계를 허물며, 금융 지식과 IT 기술을 겸비한 인재에 대한 수요를 창출하고 있음이 확인된 바 있다. 핀테크 도입이 금융과 기술의 융합 숙련을 요구함에 따라 기업들은 신규 채용과 내부 재교육을 통해 인력을 업스킬링하고, 조직 혁신을 추진하는 것으로 보고되었다.

셋째, 스마트 제조업 및 전자 산업에서도 AI 기술과 전통적 하드웨어 중심 직종 간의 융합이 뚜렷하게 나타나고 있다. 본 분석에서 자동조립라인·산업용로봇 조작용과 컴퓨터시스템 전문가 간의 숙련 전이, 전자공학 기술자 및 연구원과 컴퓨터시스템 전문가 간의 전이가 유의미하게 나타난 것은 단순한 자동화가 아닌, 기술 수요의 재구성과 복합 역량의 확산을 보여준다. 이는 기존 기계 조작 중심의 직종들이 데이터 분석이나 소프트웨어 응용 역량을 포함한 융합형 인재로 전환되는 경향을 반영한다. 이러한 현상은 해외 연구들에서도 일관되게 확인되고 있다(Xie et al., 2021; Heimberger et al., 2025; Nelson et al., 2023).

결국 제조 및 전자 산업에서 AI 기술의 융합은 생산 현장의 자동화를 넘어 기술 숙련의 재편, 직무의 확장, 조직 운영 방식의 변화를 동시에 이끌어내고 있다. 본 연구에서 확인된 직종 간 전이 확률은 이러한 국제적 추세와 맥을 같이 하며, 한국 노동시장에서 나타나는 지능형 기술로의 숙련 전환이 세계적 변화의 일환임을 보여준다.

III. 결 론

본 연구는 AI 시대에 숙련의 구조적 특성을 포착하기 위해 네트워크 분석의 관점을 도입하고, 세 가지 지표—숙련 확산도(SOD), 페이지랭크 기반 중심성, 전이가능성—를 개발·적용하였다. 이 세 지표는 각각 숙련의 보편성, 구조적 영향력, 직종 간 이동 가능성이라는 서로 다른 차원을

측정하면서도, 종합적으로는 AI 시대 숙련 구조의 핵심적 특징을 드러내는 상호보완적 분석틀을 구성한다.

첫째, 숙련 확산도 분석은 개별 숙련이 얼마나 다양한 직업 영역에 걸쳐 범용적으로 요구되는지를 보여주었다. 분석 결과, ‘고객및클라이언트지원’과 ‘관리및지원’ 숙련군이 가장 높은 확산도를 나타낸 반면, ‘정책및사회과학’, ‘정부및공공행정’, ‘농업/원예및조경업’ 숙련군은 낮은 확산도를 보였다. 이러한 결과는 노동시장에서 숙련의 양극화 현상이 존재함을 시사한다. 산업간 경계를 넘나드는 범용적 숙련과 특정 분야에 한정된 전문적 숙련 사이의 격차가 확인되며, 특히 공공부문과 전통 산업의 숙련들이 디지털 경제의 네트워크 효과로부터 상대적으로 소외되어 있다는 점은 향후 인력 개발 정책에서 중요하게 다루어져야 할 과제이다.

둘째, 페이지랭크 기반 중심성 분석은 단순한 출현 빈도를 넘어서 숙련 간의 구조적 관계와 영향력을 측정함으로써, 노동시장 내에서 실질적인 허브 역할을 수행하는 숙련을 식별하였다. ‘관리및지원’ 숙련군이 압도적으로 높은 중심성을 나타냈으며, ‘고객및클라이언트지원’, ‘경영’, ‘언어’ 숙련군이 그 뒤를 이었다. 주목할 점은 이들 상위 중심성 숙련군이 특정 전문 분야에 국한되지 않으면서도 다른 고급 숙련들과의 시너지를 창출하는 기반 인프라 역할을 수행한다는 공통점을 갖는다는 것이다. 이는 숙련의 구조적 중요성이 해당 숙련의 전문성 수준보다는 범용성과 연결성의 조합에 의해 결정됨을 보여준다.

셋째, 전이가능성 분석은 직종 간 숙련 유사도, 페이지랭크 기반 숙련 중요도, 그리고 마코프 전이모형을 결합하여 직종 간 숙련 이동의 확률적 구조를 규명하였다. AI/ML 숙련에 적합한 분석 결과, AI 관련 숙련 수요가 IT 직종을 넘어 대부분의 직종으로 확산되고 있으며, IT와 금융업간, 그리고 스마트 제조업과 전통적 하드웨어 직종 간에 활발한 숙련 전이가 이루어지고 있음이 확인되었다. 이는 AI/ML 기술이 범용기술로서 산업 경계를 넘나드는 융합 현상을 촉진하고 있음을 실증적으로 보여준다.

세 지표의 분석 결과를 종합하면, AI 시대의 숙련 구조에 관한 몇 가지 중요한 함의를 도출할 수 있다. 무엇보다, 숙련은 고립된 단위가 아니라 네트워크적 속성을 통해 그 가치가 결정된다는 점이 확인되었다. 개별 숙련의 중요성은 그 자체의 전문성뿐만 아니라 다른 숙련들과의 관계적 위치, 즉 얼마나 다양한 직업에서 요구되는지(확산도), 얼마나 중요한 숙련들과 연결되어 있는지(중심성), 그리고 얼마나 원활한 직종 간 이동을 가능하게 하는지(전이가능성)에 의해 복합적으로 규정된다. 이러한 네트워크적 관점은 기존의 개별 숙련 중심 분석이 포착하지 못했던 숙련 간 상호작용의 구조적 역학을 드러낸다는 점에서 이론적·방법론적 기여가 있다.

정책적으로는 다음과 같은 시사점을 제공한다. 먼저, 인력 개발 정책은 개별 숙련의 습득을 넘어서 숙련 간 연결성과 전이가능성을 고려한 통합적 접근으로 전환될 필요가 있다. 높은 중심성과 확산도를 갖는 기반 숙련에 대한 교육 투자는 다른 전문 숙련들의 효과성을 증폭시키는

승수 효과를 가져올 수 있다. 다음으로, 직종 간 전이가능성 분석이 보여주듯이 AI 시대의 인력 양성은 산업 간 융합과 직종 간 이동 경로를 고려한 교차 분야 교육 프로그램의 설계를 요구한다. 특히 숙련 전이의 허브 역할을 하는 직종에 대한 전략적 투자와, 전이가능성이 낮은 전문 영역에 종사하는 인력의 재교육 및 전환 지원이 병행되어야 할 것이다. 마지막으로, 공공부문과 전통 산업에서 확인된 낮은 숙련 확산도와 중심성은 이들 영역이 디지털 전환의 혜택으로부터 소외될 위험이 있음을 경고하며, 이들 분야의 숙련 네트워크를 디지털 경제의 핵심 네트워크와 연결하는 정책적 노력이 필요함을 시사한다. **KLI**

[참고문헌]

- 장지연 · 전병유 · 정준호 · 이철승 · 심지환 · 안성준(2024), 『인공지능(AI) 발전의 고용효과』, 한국노동연구원 연구보고서.
- Alabdulkareem, A., M. R. Frank, L. Sun, B. AlShebli, C. Hidalgo, and I. Rahwan(2018), “Unpacking the polarization of workplace skills,” *Science Advances* 4(7), eaao6030. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aao6030>
- Alekseeva, L., J. Azar, M. Giné, S. Samila, and B. Taska(2021), “The demand for AI skills in the labor market,” *Labour economics* 71, 102002.
- Brynjolfsson, E., D. Rock, and C. Syverson(2017), “Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics”(No. w24001), National Bureau of Economic Research.
- del Rio-Chanona, R. M., P. Mealy, M. Beguerisse-Díaz, F. Lafond, and J. D. Farmer(2021), “Automation and occupational mobility: A data-driven network model,” *Journal of The Royal Society Interface* 18(174), 20200898.
- Gathmann, C. and U. Schönberg(2010), “How general is human capital? A task-based approach,” *Journal of Labor Economics* 28(1), pp.1~49.
- Heimberger, H., D. Horvat, A. Jäger, and F. Schultmann(2025), “Exploring AI Adoption in Manufacturing: An Empirical Study on Effects of AI Readiness,” *International Journal of Production Economics* 109733.
- Jiang, W., Y. Tang, R. J. Xiao, and V. Yao(2025), “Surviving the FinTech disruption,” *Journal of Financial Economics* 171, 104071.
- Kok, S. and B. ter Weel(2014), “Cities, Tasks, and Skills,” *Journal of Regional Science* 54(5),

pp.856~892.

- Levy Yeyati, E. and M. Montané(2020), "Specificity of human capital: An occupation space based on job-to-job transitions," CID Working Paper No.379, Harvard University.
- Nedelkoska, L., F. Neffke, and S. Wiederhold(2015), "Skill mismatch and the costs of job displacement," CID Working Paper, Harvard University.
- Nelson, J. P., J. B. Biddle, and P. Shapira(2023), "Applications and societal implications of artificial intelligence in manufacturing: A systematic review," arXiv preprint arXiv: 2308.02025.
- OECD(2023), *OECD Skills Outlook 2023: Skills for a Resilient Green and Digital Transition*, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/27452f29-en>
- Poletaev, M. and C. Robinson(2008), "Human capital specificity: Evidence from the Dictionary of Occupational Titles and displaced worker surveys, 1984-2000," *Journal of Labor Economics* 26(3), pp.387~420.
- Stephany, F. and O. Teutloff(2024), "What is the price of a skill? The value of complementarity," *Research Policy* 53 (1), 104898, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2023.104898>
- Vista, A., E. Care, and H. Kim(2020), "Data-driven identification of skills for the future: 21st-century skills for the 21st-century workforce," *SAGE Open* 10(2).
- Xie, M., L. Ding, Y. Xia, J. Guo, J. Pan, and H. Wang(2021), "Does artificial intelligence affect the pattern of skill demand? Evidence from Chinese manufacturing firms," *Economic Modelling* 96, pp.295~309.