

온라인 채용공고 정보를 활용한 AI 직무 채용 수요의 공간적 분포 특성*

채운식** · 류수민***

The Spatial Characteristics of AI Job Demand Using Online Job Postings*

Yoonsik Chae** · Sumin Ryu***

요약 : 본 연구는 민간 채용 플랫폼의 온라인 채용공고 데이터를 활용하여 국내 AI 직무 채용 수요의 기능적 구성과 공간적 분포를 분석하였다. 분석 결과, AI 직무수요는 모델 개발, 데이터·플랫폼 및 소프트웨어 개발, 임베디드·시스템, 인프라 운영·통합 등으로 분화되는 다층적 구조를 보였다. 모든 직무수요에서 서울 강남-경기 성남 축을 중심으로 수도권 편중이 뚜렷하게 나타났으며, 지역 간 불균등성과 공간적 군집성이 함께 확인되었다. 반면 연구개발 및 임베디드·시스템 관련 직무수요에서는 일부 비수도권 지역으로의 분산 가능성도 관찰되었다. 본 연구는 채용공고 빅데이터를 활용해 AI 직무수요의 기능적 분화와 공간적 분포 특성을 직무 단위에서 분석함으로써, 지역 노동시장 분석과 지역 맞춤형 인재 정책 설계를 위한 실증적 근거를 제공한다.

주요어 : AI 인력, 직무수요, 채용공고, 토픽모델링, LDA

Abstract : This study analyzes the functional composition and spatial distribution of AI job demand in South Korea based on job-posting data from major online job portals. The results reveal a multi-layered AI job structure spanning model development, data/platform and software development, embedded and system roles, and infrastructure functions. Spatially, AI job demand is markedly concentrated in the Seoul Capital Area, particularly along the Gangnam (Seoul)-Seongnam (Gyeonggi) axis, with pronounced inter-regional disparities and statistically significant spatial clustering. Meanwhile, R&D as well as embedded and system-related functions show partial potential for dispersion outside the capital region. By identifying functional differentiation and spatial distribution at the job level, this study provides empirical insights into regional labor market dynamics and offers policy implications for place-based talent development.

Key Words : AI talent, Job demand, Job posting, Topic modeling, LDA

*이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 「부산연구개발지원단육성지원사업(RS-2025-02203013)」의 지원을 받아 수행된 「부산시 AI 인력 현황과 지역인재 양성 방안(부산과학기술고등교육진흥원)」 연구 결과의 일부를 수정 보완한 결과임.

**공동1저자, 경북연구원 경제산업연구실 부연구위원(Associate Research Fellow, Economic & Industry Research office, Gyeongbuk Development Institute, yschae@gdi.re.kr)

***공동1저자, 부산과학기술고등교육진흥원 정책연구본부 연구원(Researcher, Policy Research Division, Busan Institute of Science & Technology and higher Education Promotion, rsm121@bistep.re.kr)

I. 서론

지역이 보유한 기술역량(*skills*)은 지역발전의 결정적인 요인으로 인식되고 있으나, 지역의 기술역량은 여전히 명확히 정의하거나 식별 및 측정하기 어려운 모호한 개념으로 남아있다(Mellander and Florida, 2021; Henning *et al.*, 2025). 이에 따라 기존 연구들은 지역의 교육수준, 직업군별 기술수준 분류 및 산업 간 노동이동 등의 지표들을 활용하여 지역 수준에서의 기술역량을 분석하는 방식을 취해 왔다.

최근 급격한 기술 변화와 산업구조의 재편은 일자리의 생성과 소멸을 가속화하며 세계 경제 지형을 빠르게 변화시키고 있다(Moretti, 2012; 박소현·이금숙, 2016). 전통적으로는 특허 데이터를 통해 신기술 발명 활동을 포착해 왔으나, 이는 AI 기술의 광범위한 도입과 그에 수반되는 실질적인 노동 수요를 반영하는 데에는 한계가 있다. 특히 4차 산업혁명으로 대변되는 인공지능, 양자, 차세대 통신과 같은 신기술의 경우, 기존 표준분류체계에 기반한 고용 및 산업 통계로는 그 등장과 확산을 시의적절하게 진단하기 어렵다. 이러한 한계를 극복하기 위한 대안으로 최근 대규모 데이터셋에 대한 접근성 향상과 빅데이터 분석 기법의 발전은 경제 내 기술의 세부적 특성과 변이를 정밀하게 분석할 수 있는 새로운 가능성을 제시하고 있다. 대표적인 사례가 온라인 채용공고(*online job postings*) 데이터로, 이는 기업이 지역 내에서 필요로 하는 기술적 요구(*skill requirements*)를 직접적으로 투영한다는 점에서 유용하다(Deming and Kahn, 2018; Acemoglu *et al.*, 2022; Goldfarb *et al.*, 2023; Henning *et al.*, 2025). 나아가 해당 데이터는 AI와 같은 범용기술(*GPTs, General Purpose Technologies*)에 대한 지역별 수요를 실시간에 가깝게 추적할 수 있다는 장점을 지닌다(Zhang *et al.*, 2025).

그러나 기존 연구는 지역 간 AI 일자리 격차를 주로 기업 입지나 산업 집중도의 결과로 설명해 왔으며, AI 직무 수요가 단순히 기업 분포를 반영하는지, 혹은 직무의 기능적 특성에 따라 선택적으로 공간화되는지에 대해서는 충분히 규명하지 못하였다. 특히 동일한 AI 분야 내에서도 데이터 분석, 모델 개발, 서비스 운영 등 직무 기능에 따라 요구되는 기술과 역할이 상이함에도 불구하고, 이러한 차이가 지역별로 어떻게 분포하는지에 대한 분석은 제한적으로 이루어져 왔다.

이러한 배경을 토대로 본 연구는 온라인 채용공고 데이터를 활용하여 AI 직무수요를 분석하고자 한다. 본 연구는 두 가지 연구질문에 초점을 둔다. 첫째, AI 직무는 어떠한 기능적, 기술적 구성으로 이루어져 있는가? 둘째, 이러한 직무 구성은 지역별로 어떻게 다르게 나타나며, AI 직무수요는 직무 기능에 따라 선택적으로 공간화되는가?

이를 위해 본 연구는 채용공고 텍스트에 포함된 직무기술 키워드를 기반으로 AI 직무의 기능적 구성을 도출하고, 토픽모델링을 통해 직무 유형별 분포를 식별한다. 나아가 지역 간 토픽 분포를 비교함으로써 AI 인력 수요가 특정 기능 영역을 중심으로 어떻게 공간적으로 분화되는지를 분석한다. 결론적으로 본 연구는 채용공고 빅데이터를 활용하여, 기술역량과 일자리의 지리(*Geography of Jobs*)를 둘러싼 이론적 논의를 실증적 차원으로 확장할 수 있는지를 탐색적으로 검토하려는 시도이다.

II. 이론적 배경 및 선행연구

1990년대 이후 지역경제와 지역과학, 경제지리학을 중심으로 지역 노동력에 내재된 기술역량(*regional skill*)이 경제 성장과 혁신의 핵심 요인이라는 주장이 제기되어 왔다(Florida and Mellander, 2018; Mellander and Florida, 2021; Henning *et al.*, 2025). 지역 기술은 한 지역이 보유한 인적자본의 분포와 숙련 수준을 의미하며, 이는 지역 간 경제성과의 격차를 설명하는 결정적 요소로 간주된다(Florida, 2002; Glaeser *et al.*, 2014). 최근 연구들은 이러한 지역 기술을 단일한 평균 수준이 아니라, 특정 기술이 지역 내 어디에, 어떤 방식으로 집중되어 있는지의 문제로 확장하여 해석할 필요성을 제기하고 있다(Zhang *et al.*, 2025).

이러한 배경에서 선행연구들은 지역 간 숙련 인력의 분포 차이가 지역경제의 불균형을 어떻게 초래하는지를 탐구하였다. Florida(2002)는 미국 도시에서 창의적·고숙련 인력이 집중된 지역일수록 생산성과 소득 수준이 높음을 보여주었고, Berry and Glaeser(2005)는 고등교육 수준이 높은 도시일수록 장기 성장률이 높다고 분석하였다. 반면 저숙련 인력이 밀집한 지역은 구조적 쇠퇴에 직면하거나, 성장의 과실이 상위 숙련 집단에 편중되는 경향이 나타났다. 2000년대 중반 이후에는 이러한 인적

자본의 공간적 양극화가 더욱 심화되었다는 증거가 여러 연구를 통해 제시되었다(Rodriguez-Pose and Tselios, 2009). 특히 도시와 농촌, 수도권과 지방 간의 교육 및 기술 수준 격차는 단순한 소득 불평등을 넘어 사회적·정치적 양극화로까지 확산되고 있다.

지역 간 기술 격차는 생산성, 혁신 역량, 산업 구조의 차이로 이어지며, 결과적으로 지역 간 경제 불균형을 심화시키는 경로를 형성한다. 이러한 연구들은 결국 “어디에 어떤 기술이 존재하는가”라는 질문으로 수렴하며, 인적 자본의 지리적 분포를 파악하는 것이 지역경제 분석의 핵심적인 영역 중 하나로 자리 잡았음을 보여준다. 즉, 지역의 성장경로는 산업구조뿐 아니라 노동시장의 기술적 구성(skill composition)에 의해 결정되며, 이는 지역 간 경로의존적 차이를 형성한다(Neffke et al., 2011; Boschma, 2017).

이러한 논의는 지역의 직업 관련 기술(occupation-related skills)에 대한 보다 세부적인 수준의 분석으로 이어지고 있다. 기존의 교육 중심 접근은 학위나 교육연한 등 정태적 지표에 머물렀던 반면, 직업 중심 접근은 실제 생산 과정에서 필요한 구체적 기술 묶음(skill bundles)과 과업(tasks)을 포괄함으로써 지역의 경제구조를 보다 정교하게 설명할 수 있다(Koo, 2005; Hakanson et al., 2021). 이러한 직업 중심의 시각은 “노동자가 무엇을 생산하는가”가 아니라 “무엇을 수행하는가(occupation)”에 주목한다(Florida and Mellander, 2018). 이는 동일 산업 내에서도 지역에 따라 수행되는 과업과 요구되는 기술이 다를 수 있다는 점을 고려한 것이다.

예를 들어, 같은 제조업이라 하더라도 기술집약 도시에서는 데이터 분석이나 자동화 관련 기술이 중요하게 나타나는 반면, 전통 제조 중심 지역에서는 숙련된 조립 및 품질관리 기술이 더 중요한 역할을 할 수 있다. 이러한 관점은 일자리의 지리(geography of jobs)에 대한 논의로 확장되었다(Stolarick et al., 2010; Moretti, 2012). 즉, 일자리의 공간적 분포는 단순히 산업의 입지 구조를 반영하는 것이 아니라, 기술의 집적과 상호보완성, 그리고 직무 간 연계 관계를 반영한다는 것이다. 지역 노동시장은 기술 및 지식의 축적 수준에 따라 상이한 경로로 발전하며, 기술적으로 유사한 직무 간의 연계성과 이동성이 지역 혁신역량의 핵심으로 작용한다(Neffke and Henning, 2013).

최근 연구들은 이러한 일자리의 지리가 신기술 분야에

서 더욱 뚜렷하게 나타난다고 주장한다. 범용기술이라 하더라도 실제 노동 수요는 기술적으로 연관된 직무와 산업이 이미 집적된 지역을 중심으로 발생하는 경향이 있다(Zhang et al., 2025). 이는 첨단기술 분야의 고용 분포를 이해할 때 산업 단위의 집적만을 보는 것으로는 충분하지 않으며, 동일 산업 내부에서도 어떤 직무 기능이 어디에 배치되는가를 함께 살펴볼 필요가 있음을 시사한다. 특히 AI와 같이 다양한 기술 요소와 과업으로 구성된 분야에서는 기업의 입지 분포와 별개로 특정 직무 기능이 선택적으로 특정 지역에 집중될 가능성이 존재한다. 이러한 점에서 AI 직무수요를 직무 단위에서 분석하는 것은 일자리의 지리 논의를 보다 구체적인 고용 수요의 층위에서 분석하는 접근이라 할 수 있다.

지역별 인력수급을 분석하는 전통적 방법은 주로 고용 통계, 인구센서스, 산업별 종사자 수, 교육 이수자 수 등의 행정 데이터를 기반으로 하였다. 그러나 이러한 접근은 기술 수요의 세부 구조와 빠른 변화 양상을 포착하는 데 한계를 가진다. 첫째, 전통적 데이터는 갱신 주기가 길고 시차가 존재하여 실시간 변화 추적이 어렵다. 둘째, 산업, 직업 분류 체계는 안정적인 비교에는 유용하지만, 직무 수준의 세부 기술 수요나 새롭게 등장하는 기술 조합을 충분히 반영하지 못한다. 셋째, 기술혁신의 주기와 속도가 빨라짐에 따라 새로운 직종이 급격히 등장하고 기존 직종의 기술 구성도 변하는데, 이를 기존 통계로는 적시에 반영하기 어렵다.

이에 따라 지역 인력정책이나 교육훈련 정책의 기초자료로서 전통적 방법만으로는 충분하지 않다는 비판이 제기되어 왔다(Bathelt and Storper, 2023). 기술 변화의 가속화와 노동 수요의 다변화 속에서, 보다 동태적이고 세분화된 데이터 기반 접근이 필요하다는 것이다. 이러한 변화 속에서 2010년대 이후 온라인 채용공고 데이터를 활용한 연구가 사회과학 전반으로 확산되었다. 구인 플랫폼에 게시된 채용공고는 채용 지역, 직무 내용, 요구 기술(skills), 경력 수준 등 세밀한 정보를 포함하고 있어, 지역별 노동 수요의 공간적 패턴과 시계열 변화를 정밀하게 분석할 수 있게 하였다. 이러한 데이터는 전통적인 통계가 포착하지 못했던 지역별 산업 구조의 기술적 변동, 신규 직무의 등장과 소멸, 직무 간 기술 이동성 등을 실증적으로 추적하는 데 큰 장점을 제공한다.

특히 지역경제 및 지역과학 분야에서는 채용공고 데이터를 통해 노동시장 수요의 공간적 구조를 분석하고,

이를 지역의 산업 다양성, 혁신성, 인적자본 축적과 연계하여 해석하려는 시도가 증가하고 있다. Giambona *et al.*(2024)은 이탈리아의 온라인 채용공고 데이터를 분석하여 지역 간 기술 수요의 차이를 규명하고, 지역 경제구조의 다양성과 직무 기술 요구의 연관성을 실증적으로 제시하였다. Henning *et al.*(2025)은 스웨덴 전역의 채용공고 텍스트에서 직무기술 키워드를 추출하여 직무 간 기술 관련성(skill relatedness)을 측정하고, 이를 지역 수준의 임금과 생산성을 비교하였다. 분석결과, 지역 내 직무의 기술 일관성이 높을수록 노동 이동이 활발하며, 기술 다양성이 높은 지역일수록 평균 임금과 생산성이 더 높게 나타났다. 이들 연구는 채용공고 텍스트가 단순한 구인 정보가 아니라, 지역 노동시장에서 실제로 요구되는 직무 기능과 기술 조합을 포착할 수 있는 자료임을 보여준다.

한편, 기술적 관점에서 인공지능과 같은 범용기술은 급속한 발명과 확산을 통해 경제 전반에 광범위한 영향을 미치고 있으나, 범용기술이라 하더라도 그 채택과 이에 수반되는 노동 수요는 초기 단계에서 지역 간에 불균등하게 나타나는 경향이 있다. 특히 기존 산업 구조와 기술 기반이 상대적으로 강한 지역을 중심으로 먼저 확산되기 때문에, 이러한 기술 수요의 공간적 편중을 포착하기 위해서는 보다 세부적인 공간 단위에서의 분석이 요구된다(Draca *et al.*, 2024; Kalyani *et al.*, 2025).

그러나 기존 연구들은 AI와 같은 첨단기술 혹은 범용 기술 수요의 공간적 분포 특성을 세밀한 지리적 단위에서 분석하는 데 상대적으로 한계를 보여 왔다. 특히 다수의 선행연구는 특허 데이터를 활용하여 발명 활동에 초점을 맞추어 왔는데, 이러한 접근은 기술의 광범위한 도입과 기업의 실제 노동 수요를 충분히 포착하기 어렵다는 제약을 지닌다. AI 기술의 채택은 단순한 도구의 활용을 넘어 머신러닝, 데이터 엔지니어링, 응용 서비스 개발 등 구체적인 역량을 보유한 인력에 대한 수요에 의해 좌우되기 때문이다. 이러한 문제의식에 기반하여 Zhang *et al.*(2025)는 영국의 온라인 채용공고 데이터를 활용하여 미시적 지리 단위에서 AI 스킬 수요의 공간적 패턴을 다층적으로 분석하였다. 분석 결과, AI 기술 수요는 기존 IT 및 과학 산업이 발달한 지역에 강하게 집중되며, 이러한 집적은 산업 특화와 경로의존성에 의해 자기강화적으로 재생산되어 지식경제 내 지역 간 불균형을 심화시키는 경향을 보이는 것으로 나타났다.

한편 국내에서는 일자리의 공간적 분포 특성을 분석하기 위해 주로 워크넷 데이터를 활용해 왔다. 박정일(2023)은 채용 데이터를 활용하여 산업 및 지역별 ‘괜찮은 일자리’의 입지 특성을 분석하였고, 남기찬(2023)은 지역 간 공간적 미스매치와 지역노동시장권의 효율성을 검증하였다. 이처럼 국내 연구는 주로 고용행정통계(워크넷) 자료를 활용하여 지역 일자리 분포를 파악해 왔으나, 해당 데이터의 특성상 상대적으로 포괄적인 산업 부문이나 직업 분류를 중심으로 연구가 이루어졌으며, AI와 같은 신기술 분야의 세부 직무수요를 포착하는 데에는 한계를 보였다.

이처럼 기술의 공간적 분포와 직무 간 연관 구조에 대한 지속적인 관심에도 불구하고, 기존의 교육 및 산업 중심 접근은 기술의 실제적 내용과 변화 속도를 충분히 포착하기 어렵다는 한계를 지닌다. 이에 비해 채용공고 빅데이터의 활용은 이러한 한계를 보완하며, 지역의 기술 수요 구조를 미시적이고 동태적으로 분석할 수 있는 새로운 가능성을 제시한다. 특히 신기술의 등장에 따른 기술 및 직무수요의 변동을 파악하는 데에 유리하다. 이러한 맥락에서 본 연구는 채용공고 데이터를 활용한 기존 연구 흐름을 토대로, AI 직무수요의 기능적 구성과 공간적 분포를 직무 단위에서 분석함으로써 지역 노동시장 구조에 대한 이해를 확장하고자 한다.

III. 분석자료와 방법

본 연구는 채용공고 기반의 AI 직무 키워드를 활용하여 지역 AI 인력 및 직무수요 특성과 직무 유형별 공간적 분포 특성을 분석한다. 채용공고 텍스트 데이터의 수집, 텍스트 마이닝 기반 직무 키워드 및 토픽모델링을 통한 직무 유형 도출, 그리고 직무수요의 공간적 분포 분석의 단계로 구성하였다.

연구 절차는 그림 1과 같다. 먼저 채용공고 데이터를 수집하고 전처리하여 데이터셋을 구축하였다. 이후 키워드 빈도 분석을 통해 AI 직무 중심 역량의 경향성을 확인하였다. 다만 키워드 발생 빈도를 채용공고의 구체적인 의미로 연결 짓기는 어렵다. 따라서 LDA(Latent Dirichlet Allocation) 토픽 모델링을 통해 AI 직무 유형을 도출하였다. 이후 도출된 토픽의 지역별 분포를 비교하고, 분산계수(CV)와 모란지수(Moran's I)를 활용하여 공간적 불



그림 1. 연구 절차

균등성과 균집성을 분석하였다.

데이터 수집은 2024년 3월부터 2025년 6월까지 약 1년 3개월간 사람인 플랫폼 내 AI(인공지능) 관련 직무 키워드를 기준으로 검색된 채용공고를 대상으로 하였으며, 공고문에 포함된 직무 설명, 요구 기술, 근무 지역 등의 텍스트 정보를 추출하여 분석에 활용하였다. 사람인은 산업과 지역 전반의 채용 정보를 포괄적으로 제공하며, 특히 공고별 직무코드 정보를 포함하고 있어 지역 기업의 AI 인력 수요를 파악하는데 적합한 자료로 판단하였다. 이때 채용공고가 실제 채용 인원 규모를 직접 반영하지 않는 점을 고려하여 분석 단위를 채용공고 건수로 설정하였다.

수집된 데이터 중 교육생 모집 공고 등을 제외하는 전처리 과정을 통해 도출된 총 8,752건의 채용공고를 분석에 활용하였다. 채용 수요의 공간적 분포를 분석하기 위해 채용공고에 명시된 근무지를 기준으로 복수 지역이 포함된 공고를 중복 집계하여, 비자치구를 제외한 총 229개 시군구 단위로 재구성하였으며, 이를 통해 총 12,726건의 지역 단위 자료를 구축하였다.

먼저 키워드 분석을 위해 전처리를 수행하였다. 공고 문별로 포함된 직무 관련 키워드를 불용어 처리 및 표준화 과정을 거쳐 분석 가능한 형태로 변환하였다. 토픽 모델링 분석에서는 중복을 제외한 총 511개의 고유 키워드를 활용하였다. 키워드 분석과 토픽 모델링은 R의 topicmodels 패키지를 활용하였다.

AI 채용 수요의 세부적인 직무 특성을 분석하기 위해 LDA 알고리즘을 적용하였다. 토픽 모델링은 텍스트 마이닝(text mining) 기법의 하나로, 비정형 텍스트 데이터로부터 잠재 토픽(주제)을 식별하는 단계적 확률분포 모델이다(박주섭 등, 2017; 박소현 등, 2024). LDA 토픽 모델링은 문헌 집합이 여러 개의 토픽으로 구성되어 있다고 가정한다(Blei et al., 2003; Blei, 2012; 이대영·이현숙, 2021). 각 토픽은 특정 단어들의 확률적 결합으로 표현되며 이를 통해 직무의 기능적 구성을 해석할 수 있어(Jelodar et al., 2019), 연구개발 동향, 기술개발 트렌드, 소셜 및 텍

스트 데이터 등 비정형 텍스트 데이터 분석 연구에서 다양하게 활용되고 있다(박주섭 등, 2017).

LDA 토픽 모델링 분석에서 가장 중요한 것은 분석 대상인 문헌 집합에 적합한 토픽 수를 정하는 것이다(Greene et al., 2014). 일반적으로 토픽 수가 지나치게 적을 경우, 서로 다른 성격의 직무가 하나의 토픽으로 결합되어 직무 간 구분이 불명확해질 수 있으며, 반대로 토픽 수가 과도하게 많을 경우에는 유사한 성격을 지닌 직무가 인위적으로 분할되는 과분할(over-segmentation) 문제가 발생할 수 있다(최다인·민무홍, 2025).

토픽 수는 일관성 점수(Coherence)¹⁾와 토픽 간 거리 지도(Intertopic Distance Map)를 종합적으로 고려하여 결정하였다. 일관성 점수는 각 토픽 내 주요 키워드들이 의미론적으로 얼마나 잘 연결되어 있는지를 나타내는 지표로, 값이 1에 가까울수록 상호 관련성이 높고 의미론적으로 일관성 있음을 의미한다(Newman, 2010; 김선옥·양기덕, 2022).

분산계수(CV)는 표준편차를 평균으로 나눈 값으로, 0 이상의 값을 가지며 값이 클수록 지역 간 분포의 변동성이 크고 불균등성이 높음을 의미한다. 모란지수(Moran's I)는 공간적 자기상관을 측정하는 대표적인 지표로, 값이 양(+)일수록 유사한 값이 공간적으로 인접하여 균집을 이루는 경향이 있음을 의미한다(손정렬, 2024). 본 연구에서는 Queen 방식의 공간가중치 행렬을 적용하였다. 이러한 분석을 통해 직무수요 불균등성의 정도를 파악하는 것뿐 아니라, 그러한 불균등성이 공간적으로 구조화된 집적 형태를 보이는지를 함께 검증할 수 있다.

한편, 직무수요의 공간적 분포가 관련 산업의 입지 분포와 어떻게 다른지를 비교하기 위해, 한국표준산업분류(KSIC) 소분류 수준에서 AI 관련 채용이 발생한 주요 산업(소프트웨어 개발 및 공급업 등)을 추출하여 사업체 분포와 직무수요의 분포를 비교하였다. 해당 산업 분류는 통계청 한국표준산업분류 기준에 따른 것이다.

픽이 의미적으로 구분 가능하고 토픽 간 중첩이 크지 않은 것으로 나타났다. 특히 토픽 간 거리 지도에서 주요 토픽들이 과도하게 중첩되지 않고 비교적 안정적으로 분리되어 해석 가능성이 높게 확인되었다. 이에 따라 본 연구는 일관성 점수의 절대적 크기뿐 아니라 토픽 간 분리도와 해석의 명확성을 함께 고려하여 최종 토픽 수를 7개로 설정하였다.

토픽모델링 결과(표 2), 국내 AI 직무수요는 순수한 알고리즘·모델 개발 중심의 기술 직무에 국한되지 않고, 데이터·플랫폼 구축, 산업 기술 연구개발, 그리고 사업·기획·컨설팅 등 비기술 직무가 결합된 다층적 구조를 보이는 것으로 나타났다. 이는 AI 기술이 개별 기술 영역을 넘어 기업 활동 전반으로 확산되고 있음을 시사한다.

가장 높은 비중을 차지한 토픽은 AI·머신러닝 모델 개발(Topic 1)로, 전체의 22.7%를 차지하였다. 해당 토픽에서는 딥러닝, 머신러닝, python, pytorch, tensorflow, 알고리즘, 이미지 프로세싱 등 핵심 AI 모델링 및 분석 역량과 직접적으로 연관된 키워드들이 집중적으로 도출되었다. 이는 국내 AI 직무수요에서 여전히 모델 개발과 알고리즘 설계 역량이 중심적 위치를 차지하고 있음을 보여준다.

다음으로 웹·애플리케이션 소프트웨어 개발(Topic 2)이 14.1%를 차지하였다. 웹개발, 백엔드/서버 개발, java, 프론트엔드, 앱개발, api, aws 등 범용 소프트웨어 개발 키

워드가 중심을 이루고 있으며, 이는 AI 기술이 독립적인 기술 영역으로만 활용되기보다는 기존 웹·애플리케이션 서비스 개발 과정과 결합되어 구현·운영되고 있음을 시사한다.

첨단기술 연구개발(R&D)(Topic 3)은 13.6%의 비중을 보였으며, 반도체, 알고리즘개발, R&D기획, 로봇설계, 자율주행, 로봇엔지니어, 회로설계 등 산업 도메인 특화 연구개발 관련 키워드가 두드러졌다. 이는 AI 기술이 정보기술 산업에 국한되지 않고 제조, 로봇, 모빌리티 등 다양한 첨단 산업 분야의 핵심 연구개발 활동에 폭넓게 활용되고 있음을 보여준다.

사업·프로젝트 기획, 컨설팅 및 마케팅(Topic 4)은 13.6%로 나타났다. 프로젝트매니저(pm), 사업기획, 서비스기획, 신사업기획, 마케팅, 사업관리, 영업전략 등의 키워드가 포함되어 있으며, 이는 AI 기술이 기술 개발 단계에 머무르지 않고, 사업 전략 수립과 시장 진출, 서비스 기획 등 기업의 관리 및 의사결정 영역으로 확장되고 있음을 시사한다.

데이터 엔지니어링 및 AI 응용 분석(Topic 5)은 13.0%를 차지하였다. 빅데이터, 데이터엔지니어, SI·시스템통합, 머신러닝, 데이터마이닝, 데이터시각화, 자연어 처리(NLP) 등 키워드가 도출되었으며, 이는 AI 모델 개발뿐 아니라 데이터 수집·처리·응용 분석 역량에 대한 수요가 지속적으로 확대되고 있음을 반영한다.

표 2 AI 직무 토픽모델링 분석결과(단위: 건, %)

토픽	구분	연관 키워드(상위 10개)	빈도	비중(%)
1	AI·머신러닝 모델 개발	딥러닝, 머신러닝, python, 빅데이터, pytorch, tensorflow, 데이터분석가, 알고리즘, 블록체인, 이미지프로세싱	1,985	22.7
2	웹·애플리케이션 소프트웨어 개발	웹개발, 백엔드/서버개발, java, 프론트엔드, 앱개발, javascript, api, aws, git, mysql	1,237	14.1
3	첨단기술 연구개발(R&D)	R&D, 연구원, 기술연구, 반도체, 알고리즘개발, R&D기획, 로봇설계, 자율주행, 로봇엔지니어, 회로설계	1,187	13.6
4	사업·프로젝트 기획, 컨설팅 및 마케팅	pm(프로젝트매니저), 사업기획, 데이터분석, 기획, 서비스기획, 신사업기획, 마케팅, 사업관리, 영업전략, 영업	1,192	13.6
5	데이터 엔지니어링 및 AI 응용 분석	솔루션업체, 빅데이터, 데이터엔지니어, SI·시스템통합, 머신러닝, 데이터분석가, 데이터마이닝, 데이터시각화, NLP(자연어처리), 모델링	1,137	13.0
6	임베디드·시스템 소프트웨어 개발	C++, C언어, 알고리즘, python, 임베디드, linux, 영상처리, C#, 솔루션, 컴퓨터비전	1,014	11.6
7	IT 인프라·시스템 통합 및 운영	클라우드, 솔루션, SE(시스템엔지니어), 기술지원, 유지보수, 네트워크, 인프라, IT컨설팅, 아키텍처, SI개발	1,000	11.4
합 계			8,752	100.0

임베디드·시스템 소프트웨어 개발(Topic 6)은 11.6%로 나타났으며, C++, C언어, 임베디드, linux, 영상처리, 솔루션, 컴퓨터비전 등 하드웨어 밀착형 소프트웨어 및 시스템 개발 역량이 중심을 이루고 있다. 이는 AI 기술이 물리적 시스템, 산업 장비, 영상 기반 응용 분야 등과 결합되어 활용되는 비중이 적지 않음을 보여준다.

마지막으로 IT 인프라·시스템 통합 및 운영(Topic 7)은 11.4%를 차지하였다. 클라우드, 시스템 엔지니어(SE), 네트워크, 기술지원, 유지보수, IT컨설팅, 아키텍처 등의 키워드가 포함되어 있으며, 이는 AI 서비스의 안정적 운영과 확장을 위해 인프라 구축 및 시스템 통합 역량에 대한 수요가 중요한 역할을 하고 있음을 시사한다.

종합하면, 국내 AI 직무수요는 AI·머신러닝 핵심 기술 인력을 중심으로 하면서도 데이터 및 플랫폼 엔지니어링, 산업 특화 연구개발, 임베디드 및 시스템 소프트웨어, 그리고 사업기획, 컨설팅, 운영에 이르기까지 폭넓게 분화되어 있다. 이는 AI 기술이 특정 직무군에 국한되지 않고 산업 전반의 가치사슬 전 단계에 걸쳐 구조적으로 확산되고 있음을 보여준다.

2) AI 직무수요의 공간적 분포 특성

AI 직무 채용의 공간적 분포를 살펴보면(표 3), 전체 채용공고의 약 86.7%(11,038건)가 수도권에 집중되어 있어 AI 직무수요가 특정 지역에 강하게 편중된 구조를 보인다. 반면 비수도권의 채용공고는 약 13.3%(1,688건)에 그쳐, 지역 간 격차가 뚜렷하게 확인된다. 세부 지역별로는 서울이 약 56.9%(7,249건)로 가장 높은 비중을 차지하며, 경기도가 약 28.5%(3,626건)로 그 뒤를 잇고 있다. 수도권 외 지역 중에서는 대전이 약 3.3%(418건)로 상대적으로

높은 비중을 보였고, 부산(1.9%, 242건), 대구(1.5%, 197건), 인천(1.3%, 165건), 경남(1.2%, 152건) 순으로 분포하여, 소수의 광역 거점도시를 제외한 대부분의 지역에서는 AI 직무수요가 제한적으로 형성되고 있음을 시사한다.

토픽별 AI 직무수요의 수도권과 비수도권 분포를 비교한 결과(표 3), 모든 토픽에서 수도권 비중이 비수도권 보다 높게 나타났다. 특히 데이터 엔지니어링 및 AI 응용 분석(Topic 5, 92.4%), IT 인프라·시스템 통합 및 운영(Topic 7, 91.2%), AI·머신러닝 모델 개발(Topic 1, 89.8%)에서 수도권 편중이 두드러지며, 웹·애플리케이션 소프트웨어 개발(Topic 2, 87.1%)과 사업·프로젝트 기획, 컨설팅 및 마케팅(Topic 4, 87.5%) 또한 높은 수도권 집중을 보였다.

반면 첨단기술 연구개발(R&D)(Topic 3)은 수도권 비중이 75.5%로 여전히 우세하나, 비수도권 비중이 24.5%로 다른 토픽에 비해 상대적으로 높게 나타났다. 또한 임베디드·시스템 소프트웨어 개발(Topic 6) 역시 수도권 비중이 83.1%로 전체 평균보다 낮았으며 비수도권 비중이 16.9%로 비교적 높게 관찰되었다.

시군구 단위로 AI 직무 채용의 지역적 분포를 살펴보면, 채용 수요가 특정 지역에 강하게 집중되어 있음을 확인할 수 있다(그림 3). 상위 20개 지역 중 수도권 지역은 19개, 비수도권 지역은 1개로 나타났다. 비수도권 지역 중에서는 한국과학기술원 등의 대학과 다수의 정부출연 연구기관이 집중되어 있는 대전 유성구가 유일하게 상위 지역에 포함되었다. 수도권 내부에서는 서울의 총 13개 자치구가 상위 지역에 포함되어 가장 높은 비중을 차지하였으며, 경기도는 6개 시가 포함되었다. 개별 지역별 분

표 3. 수도권과 비수도권의 AI 직무 토픽 비중 비교(단위: 건, %)

토픽	수도권		비수도권		합계
	빈도	비중(%)	빈도	비중(%)	
1 AI·머신러닝 모델 개발	1,949	89.8	221	10.2	2,170
2 웹·애플리케이션 소프트웨어 개발	1,713	87.1	253	12.9	1,966
3 첨단기술 연구개발(R&D)	1,407	75.5	456	24.5	1,863
4 사업·프로젝트 기획, 컨설팅 및 마케팅	1,726	87.5	247	12.5	1,973
5 데이터 엔지니어링 및 AI 응용 분석	1,573	92.4	129	7.6	1,702
6 임베디드·시스템 소프트웨어 개발	1,162	83.1	236	16.9	1,398
7 IT 인프라·시스템 통합 및 운영	1,508	91.2	146	8.8	1,654
합계	11,038	86.7	1,688	13.3	12,726

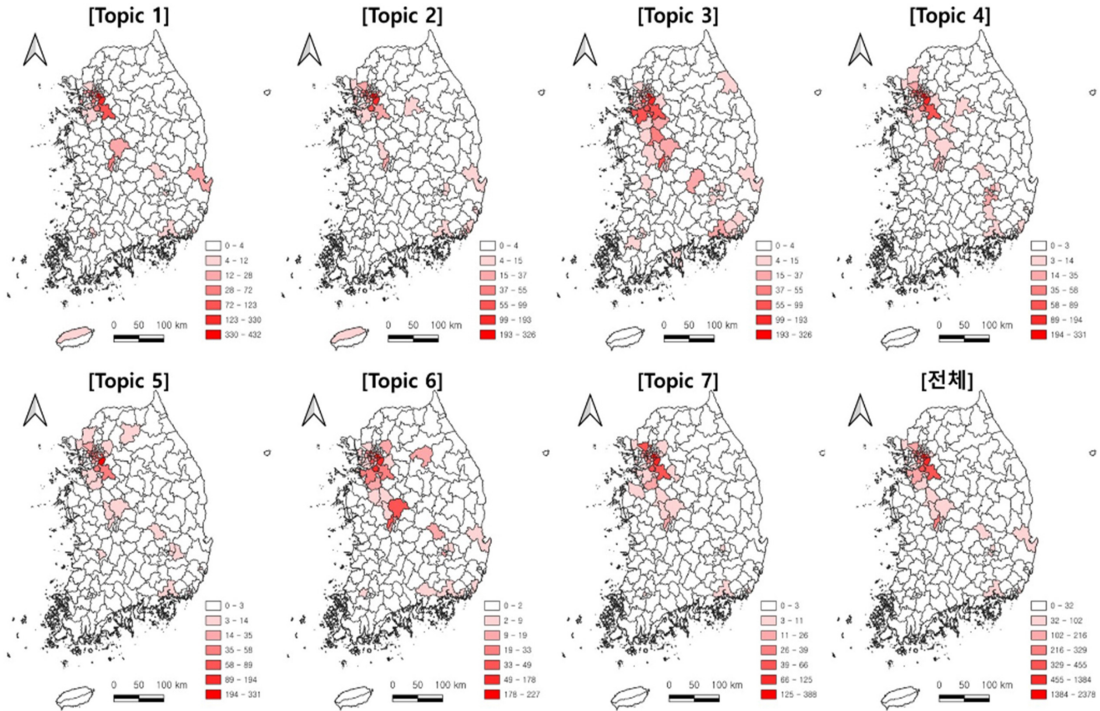


그림 3. AI 직무 채용공고의 토픽별 지역적 분포

포를 보면, 서울 강남구가 전체 AI 채용의 약 18.7%로 가장 높은 비중을 보였으며, 다음으로는 경기 성남시가 약 10.9%로 나타났다. 이어서 서울 서초구 약 6.0%, 서울 마포구 약 3.6%, 경기 수원시 약 3.5% 등이 뒤를 잇고 있으며, 상위 8개 지역이 전체 AI 채용의 약 50.0% 이상을 차지하였다. 서울에서는 강남구와 서초구, 송파구 등 강남권뿐 아니라, 금천구, 영등포구, 구로구, 강서구 등 서남권 지역도 상위에 포함되어 있다. 이는 AI 직무수요가 단일 업무지구에만 집중되기보다, 기존 IT·소프트웨어 기업 집적지와 디지털 산업 기반이 형성된 수도권 내부의 여러 거점을 따라 확산되어 있음을 보여준다. 경기도의 경우 성남시, 수원시, 용인시, 안양시 등 연구개발 인프라와 첨단산업 기반이 결합된 지역을 중심으로 AI 직무수요가 발생하였다. 특히 성남시는 플랫폼 및 소프트웨어 기업의 집적과 판교 테크노밸리의 혁신 생태계가 맞물리며, 서울 강남과 연결되는 핵심 AI 고용 축으로 기능하고 있는 것으로 해석된다.

토픽별 AI 직무 채용의 지역적 분포를 살펴보면, 모든 토픽에서 서울을 중심으로 경기도로 이어지는 AI 직무 채용의 클러스터가 형성되어 있음이 확인되었다. 특히

모든 토픽에서 서울 강남구와 경기 성남시가 각각 1위와 2위에 위치하여, 강남과 성남으로 연계되는 AI 직무채용의 클러스터가 반복적으로 확인되었다. 또한 대전과 인근 지역에서도 AI 직무 채용이 상대적으로 활발하게 나타났다(TOPIC 1~7). 특히, 대전은 첨단기술 연구개발(R&D) 직무 채용에서 서울 강남구, 경기 성남시에 이어 3위에 위치하였다. 이는 정부출연기관과 연구중심대학이 밀접한 지역적 특성이 AI 연구개발 관련 직무수요 발생에 영향을 미쳤을 것으로 볼 수 있다.

특징적으로 비수도권에서 상대적으로 비중이 높은 토픽 중 임베디드·시스템 소프트웨어 개발 직무는 제조 기반 생산기술과 관련된 수요로 볼 수 있다. 구체적으로 포항, 울산, 부산, 창원 등 동남권 제조업 벨트 지역에서 상대적으로 활발하게 나타났다. 이는 자동차부품, 조선기자재, 기계, 전장 및 시스템 산업 등 동남권 제조업 기반과 연계된 AI 직무수요가 부분적으로 반영된 결과로 해석할 수 있다. 즉, 비수도권의 AI 수요는 수도권과 동일한 방식으로 분포한다기보다 지역의 제조업 기반 및 연구개발 인프라와 결합된 연구개발형 또는 시스템·임베디드 응용형 수요를 중심으로 형성되는 경향이 관찰되었다.

다음으로 분산계수(CV)와 모란지수(Moran's I)를 토대로 세부직무별 채용수요의 분포 특성을 분석하였다(표 4). 먼저 분산계수 분석 결과, 모든 AI 직무 토픽에서 분산계수가 전반적으로 높게 나타나, 높은 수준의 지역 간 직무수요의 불균등성과 유의한 공간적 군집성이 확인되었다. 특히 AI·머신러닝 모델 개발(Topic 1), 데이터 엔지니어링 및 AI 응용 분석(Topic 5), IT 인프라·시스템 통합 및 운영(Topic 7)은 분산계수가 4.0 이상으로 나타나 소수 지역으로의 집중 경향이 더 강한 것으로 나타났다. 이들 토픽은 수도권 비중이 전체 AI 직무채용 평균보다 높은 직무 유형에 해당한다(표 3 참고).

다음으로 모란지수 분석 결과, 모든 토픽에서 통계적으로 유의한 양(+)의 공간적 자기상관이 관찰되어, AI 직무 수요가 인접 지역 간 연관성을 바탕으로 특정 지역에 집중되는 경향을 보이는 것으로 나타났다. 특히 웹·애플리케이션 소프트웨어 개발(Topic 2)과 사업·프로젝트 기획, 컨설팅 및 마케팅(Topic 4)의 모란지수는 각각 0.430과 0.398로 상대적으로 높아, 특정 거점을 중심으로 한 연속적인 공간 군집성이 강하게 형성되어 있음을 보여준다.

반면 IT 인프라·시스템 통합 및 운영(Topic 7)은 높은 집중 경향에도 불구하고(분산계수 4.15) 상대적으로 군집성은 낮게 나타나(모란지수 0.319), 수도권 중심의 집중은 유지되지만 인접 지역으로의 연속적 확산이나 연속적인 군집 형성은 제한적인 공간 구조를 보였다. 또한 첨단기술 연구개발(R&D)(Topic 3)은 다른 토픽에 비해 상대적으로 지역 간 격차는 덜하지만(분산계수 3.07), 산업

및 연구 인프라를 매개로 한 공간적 연속성은 비교적 분명하게 나타나(모란지수 0.362), 지역 간 격차의 크기보다는 산업 및 연구 인프라를 매개로 한 공간적 연속성이 비교적 뚜렷한 직무 유형임을 보여준다. 결국 AI 직무수요의 공간 분포가 단순히 수도권 대 비수도권의 이분법으로 설명되기보다, 직무 기능에 따라 집중과 군집의 양상이 서로 다르게 나타나는 다층적 구조임을 보여준다.

한편, AI 관련 채용공고 빈도가 높은 주요 산업군(표준 산업분류 소분류 기준)의 사업체 분포와 AI 직무 채용수요의 분포를 비교하면(그림 4), AI 직무 채용의 공간적 분포 특성을 보다 명확하게 확인할 수 있다. 소프트웨어 개발 및 공급업과 컴퓨터 프로그래밍, 시스템 통합 및 관리업 사업체는 직무 토픽에 비해 분산계수는 상대적으로 낮고, 모란지수는 각각 0.480과 0.540으로 높게 나타났다. 이는 관련 사업체가 특정 지역에 군집하여 분포하는 경향이 강함을 보여주며, 분포의 불균등성 자체는 직무수요에 비해 상대적으로 완만함을 의미한다. 다시 말해, 관련 사업체의 분포는 공간적으로는 강한 군집 구조를 형성하고 있지만, AI와 같은 직무수요는 동일한 산업 내에서도 특정 기능과 직무 유형을 중심으로 더욱 선택적으로 특정 도시로 집중되는 경향을 보인다.

요약하면, AI 직무수요는 전반적으로 수도권에 강하게 집중되어 있으나, 직무 유형에 따라 공간적 집중과 군집의 양상은 다르게 나타난다. 특히 강남에서 성남으로 이어지는 축은 모델 개발, 데이터, 플랫폼, 기획 등 다수의 기능을 포괄하는 핵심 집적지로 기능하는 반면, 대전은 연구개발형, 부산, 대구, 경남 등은 제조 및 시스템과 임베

표 4. AI 직무 채용공고의 토픽별 분포 패턴

구분		분산계수	모란지수	
TOPIC	1	AI·머신러닝 모델 개발	4.28	0.348***
	2	웹·애플리케이션 소프트웨어 개발	3.51	0.430***
	3	첨단기술 연구개발(R&D)	3.07	0.362***
	4	사업·프로젝트 기획, 컨설팅 및 마케팅	3.52	0.398***
	5	데이터 엔지니어링 및 AI 응용 분석	4.31	0.333***
	6	임베디드·시스템 소프트웨어 개발	3.58	0.325***
	7	IT 인프라·시스템 통합 및 운영	4.15	0.319***
전체		3.66	0.374***	
사업체	소프트웨어 개발 및 공급업		2.47	0.480***
	컴퓨터 프로그래밍, 시스템 통합 및 관리업		1.95	0.540***

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

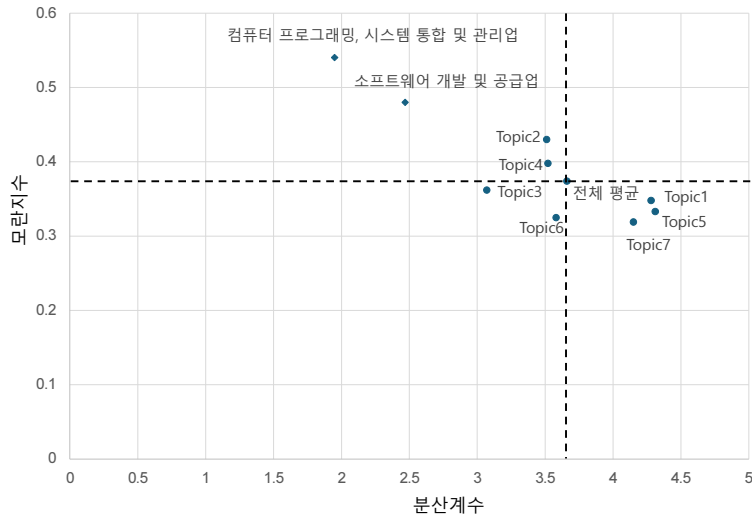


그림 4. AI 직무 채용공고의 토픽별 분포 특성 비교

디드 응용형 직무와 연결되는 비수도권 거점으로 이해할 수 있다. 이는 AI 관련 고용이 단순히 기업의 입지 분포를 반영한 결과라기보다는, 직무의 기술적 성격과 산업적 결합 양상에 따라 선택적으로 공간화되고 있음을 시사한다. 이러한 결과는 AI 직무수요의 공간적 분포를 산업 단위가 아닌 직무 단위에서 분석할 필요성을 뒷받침하며, 지역 노동시장의 구조를 보다 세분화된 관점에서 이해할 수 있는 근거를 제공한다.

V. 결론

지역의 성장과 경쟁력이 산업 구조뿐 아니라 노동시장에 내재된 직무와 기술의 구성 및 연관성에 의해 형성된다는 주장이 지속적으로 제기되어 왔다(Florida, 2002; Neffke et al., 2011; Boschma, 2017). 최근에는 교육 수준이나 산업 분류와 같은 거시적 지표를 넘어, 기업이 실제로 요구하는 직무 단위의 기술 수요를 분석하는 접근의 중요성이 부각되고 있으며, 이러한 맥락에서 채용공고 데이터는 지역 노동시장의 기술적 구조와 변화를 미시적·동태적으로 포착할 수 있는 유용한 자료로 주목받고 있다(Deming and Kahn, 2018; Acemoglu et al., 2022). 이러한 이론적 논의를 바탕으로 본 연구는 채용공고 빅데이터를 활용하여 AI 직무수요의 구조와 공간적 분포를 살펴보고, 이를 통해 지역 산업 구조와 기술 수요 간의 관

계를 탐색적으로 분석하고자 하였다. 특히 민간 채용 플랫폼의 공고 텍스트를 분석함으로써 지역 노동시장에서 실제로 요구되는 AI 직무와 기술 구성을 직무 단위에서 포착하고자 하였다.

국내 AI 직무수요는 IT개발·데이터를 중심으로 한 기술 직무군에 가장 크게 집중되는 한편, 기획·전략, 영업, 생산, 연구개발 등 다양한 직무군으로도 확산되는 다층적 구조를 보였다. 기술 직무군에서는 딥러닝·머신러닝 기반의 모델링과 프로그래밍, 데이터 처리 및 소프트웨어 개발 역량이 핵심 요구로 나타났으며, 비기술 직무군에서는 각 기능과 결합된 형태로 AI 활용 역량이 차별화되어 나타났다. 즉, AI 인력 수요는 공통적으로 프로그래밍과 모델링 역량을 기반으로 하되, 직무 기능과 적용 맥락에 따라 요구 역량이 분화되는 방향으로 전개되고 있다.

공간적 분포 측면에서는 전체 AI 직무 채용의 86.7% (11,038건)가 수도권에 집중되어 비수도권(13.3%, 1,688건)과의 격차가 뚜렷하게 나타났다. 시군구 단위 분포에서도 상위 20개 지역 중 19개가 수도권으로 구성되었고, 비수도권에서는 대전 유성구만이 상위권에 포함되어 수도권 쏠림이 구조적으로 확인된다. 특히 토픽별 분석에서 모든 토픽에서 서울을 중심으로 경기도로 이어지는 채용 클러스터가 형성되었으며, 서울 강남구와 경기 성남시가 전 토픽에서 각각 1위와 2위에 위치하여 강남에서 성남 축을 중심으로 한 핵심 집적이 반복적으로 관찰되었

다. 이는 수도권의 IT, 소프트웨어 및 데이터·플랫폼 관련 기업의 집중, 연구개발 인프라, 그리고 고급 인력 집중이 결합되어 AI 인력 수요를 강하게 흡인하는 구조가 형성되어 있음을 시사한다.

이러한 집중은 단순한 지역 간 격차를 넘어 직무수요의 불균등성이 공간적으로 구조화된 군집 형태로 나타나는 점에서 더 분명해진다. 토픽별 공간적 집중도 분석 결과 모든 토픽에서 분산계수가 높게 나타나 높은 수준의 지역 간 수요 격차가 크게 존재함이 확인되었고, 모란지수 또한 전 토픽에서 통계적으로 유의한 양(+)의 공간적 자기상관이 관찰되어 AI 직무수요가 인접 지역 간 연관성을 바탕으로 집중되는 공간적 군집성을 보였다. 특히 웹·애플리케이션 소프트웨어 개발과 사업·프로젝트 기획, 컨설팅 및 마케팅은 모란지수가 상대적으로 높아, 수도권 집중뿐 아니라 연속적인 공간 군집성이 강한 직무 유형으로 확인되었다. 반면 IT 인프라·시스템 통합 및 운영은 강한 집중(높은 분산계수)에도 불구하고 군집성(낮은 모란지수)은 상대적으로 낮아, 소수 지역에 강하게 집중되지만 인접 지역으로의 연속적 확산은 제한적인 구조를 보였다. 즉, AI 직무수요는 전반적으로 높은 공간적 편중을 보이는 동시에, 직무 유형에 따라 군집의 형성과 확산 방식이 상이하게 나타나는 다층적 공간구조를 형성하고 있다.

다만 토픽별 수도권과 비수도권 분포를 비교하면, 모든 토픽에서 수도권 비중이 우세하지만 그 강도는 직무 성격에 따라 차이를 보였다. 데이터 엔지니어링 및 AI 응용 분석, IT 인프라·시스템 통합 및 운영, AI·머신러닝 모델 개발은 수도권 편중이 특히 두드러지는 반면, 첨단기술 연구개발(R&D)과 임베디드·시스템 소프트웨어 개발은 비수도권 비중이 비교적 크게 나타났다. 이는 연구개발 및 하드웨어가 결합되는 직무가 수도권 중심의 구조를 유지하면서도, 대전의 연구개발 중심 기능, 부산, 대구, 경남 등의 제조 및 시스템, 임베디드 응용 기능과 같이 지역별 산업 거점인 지방 도시들을 매개로 일정 수준의 공간적 분산 가능성을 내포하고 있음을 시사한다.

이러한 분석결과는 직무수요의 공간적 패턴이 기업 입지 분포를 단순히 반영하기 보다는 직무 기능에 따라 상이한 공간적 분포를 보일 수 있음을 시사한다. 다시 말해, 일자리의 지리는 산업의 입지 분포만이 아니라, 동일 산업 내부에서 어떤 직무 기능이 어디에 배치되는가의 문제로까지 확장해 이해할 필요가 있다. 본 연구는 AI 직무수

요를 직무 단위에서 분석함으로써, 지역 노동시장의 불균등성이 산업 간 차이뿐 아니라 직무 기능의 공간적 배치와도 관련되어 있음을 보여주었다. 이러한 결과는 AI 직무수요의 지리적 집중이 경로의존적이고 자기강화적인 메커니즘을 통해 지속될 가능성이 높으며, 그 결과 지역 간 기회 격차가 확대될 수 있음을 시사한다(Zhang et al., 2025).

이러한 점은 정책적으로도 중요한 함의를 지닌다. 수도권에 집중된 모델 개발, 데이터, 플랫폼형 직무에 대응하는 전략과, 비수도권의 연구개발형 또는 제조 및 시스템 응용형 직무에 대응하는 전략은 동일할 수 없다. 예를 들어 대전은 연구기관과 대학을 기반으로 한 연구개발형 AI 인재양성에, 부산, 대구, 경남 등은 제조업과 연계된 시스템 및 임베디드, 응용형 AI 인재양성에 보다 중점을 두는 방식의 차별화된 접근이 필요하다. 이는 지역의 기존 산업기반과 연구 인프라를 바탕으로 AI 인력 수요에 대응하는 지역 맞춤형 인재정책의 필요성을 보여준다.

본 연구는 채용공고 빅데이터를 활용한 직무 중심 채용 수요분석을 통해 AI 인력 수요의 공간적 분포와 직무별 차이를 실증적으로 제시하였으며, 이러한 접근은 기술 변화와 노동시장의 상호작용을 이해하는 데 기여할 수 있다.

그러나 채용공고 데이터를 활용한 분석이라는 점에서 몇 가지 한계를 지닌다. 복수 근무지 표기, 전국 단위 채용공고, 실제 채용 인원과 공고 건수 간의 불일치 등으로 인해 지역별 인력 수요의 실제 규모를 과대 또는 과소 추정할 가능성을 내포한다. 또한 채용공고에 나타난 직무수요가 곧바로 고용 성과로 이어진다고 단정하기 어렵다는 점에서도 해석상의 주의가 필요하다. 마지막으로 본 연구에서 활용한 채용공고 자료의 수집 기간은 약 1년에 한정되어 있다는 한계를 지닌다. 이는 현재 시점에서 장기간의 채용공고 데이터를 활용할 경우, 플랫폼에 게시된 자료의 갱신 및 삭제 등으로 인해 데이터의 일관성과 신뢰성이 저하될 가능성이 크기 때문이다. 이러한 데이터의 특성으로 인해 현 상황에서 채용공고 데이터를 활용한 장기간의 시계열 분석에는 제약이 존재한다.

따라서 AI와 같은 새로운 기술의 등장에 따른 채용수요의 변화와 공간적 확산을 보다 정교하게 분석하기 위해, 장기간에 걸친 채용공고 데이터의 체계적 축적과 다양한 자료를 결합한 후속 연구가 필요하다.

註

- 1) 일관성 점수는 각 토픽 내 주요 키워드들이 의미론적으로 얼마나 잘 연결되어 있는지를 나타내는 지표로, 값이 높을수록 설명력이 높은 토픽이 형성되었음을 의미함(Newman, 2010).
- 2) 직무기술 키워드는 사람인 온라인 채용공고를 기반으로 추출하였으며, 사람이 제공하는 직무 분류 체계에 따라 딥러닝, 머신러닝 등 세부 직무기술을 IT개발·데이터, 기획·전략, 영업·판매·무역, 생산, 연구·R&D의 5개 직무군으로 구분함. 이때, 빈도 집계는 각 직무군에 속하는 세부 직무기술의 빈도를 중복합산하여 산출한 결과임.

참고문헌

김선욱·양기덕, 2022, "LDA와 BERTopic을 이용한 토픽모델링의 증가와 확장 기법 연구" 정보관리학회지, 39(3), 99-132.

남기찬, 2023, "공간 미스매치 실업과 지역노동시장권의 효용성에 대한 연구," 지역연구, 39(4), 3-17.

박소현·윤정원·김민수·구양미, 2024, "지역산업 경로창출의 시공간적 특성 탐색 방법론: 인천 바이오의약 산업을 사례로," 도시연구, 0(25), 309-342.

박소현·이금숙, 2016, "한국 직업구조의 변화와 고용분포의 공간적 특성," 대한지리학회지, 51(3), 401-420.

박정일, 2023, "채용공고 빅데이터를 활용한 괜찮은 일자리 공급의 산업 및 지역입지 특성분석," 지역연구, 39(4), 19-32.

박주섭·홍순구·김종원, 2017, "토픽모델링을 활용한 과학기술동향 및 예측에 관한 연구," 한국산업정보학회, 22(4), 19-28.

손정렬, 2024, "서울 대도시권 외국인 노동자 거주 분포 집중도와 분리도에 대한 공간통계 분석-국적별 집적 혹은 사회경제적 집적?," 대한지리학회지, 59(1), 55-72.

이대영·이현숙, 2021, "LDA 토픽 모델링의 적정 토픽 수 결정 방법 탐색: 혼잡도와 조화평균법 활용을 중심으로," 교육평가연구, 34(1), 1-30.

최다인·민무홍, 2025, "온라인 채용정보를 활용한 보안 채용시장 분석," 인터넷정보학회논문지, 26(3), 99-109.

Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., and Restrepo, P., 2022,

Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies, *Journal of Labor Economics*, 40(1), 293-340.

Bathelt, H. and Storper, M., 2023, Related variety and regional development: A critique, *Economic Geography*, 99(5), 441-470.

Berry, C.R. and Glaeser, E.L., 2005, The divergence of human capital levels across cities, *Papers in Regional Science*, 84(3), 407-444.

Blei, D.M., Ng, A.Y., and Jordan, M.I., 2003, Latent Dirichlet allocation, *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993-1022.

Blei, D.M., 2012, Probabilistic topic models, *Communications of the ACM*, 55(4), 24-27.

Boschma, R., 2017, Relatedness as driver of regional diversification: A research agenda, *Regional Studies*, 51(3), 351-364.

Deming, D. and Kahn, L.B., 2018, Skill requirements across firms and labor markets: Evidence from job postings for professionals, *Journal of Labor Economics*, 36(1), 337-369.

Draca, M., Nathan, M., Nguyen-Tien, V., Oliveira-Cunha, J., Rosso, A., and Valero, A., 2024, The new wave? The role of human capital and STEM skills in technology adoption in the UK, IZA Discussion Paper, 17329, Institute of Labor Economics(IZA), Bonn.

Florida, R., 2002, The Economic Geography of Talent, *Annals of the Association of American Geographers*, 92(4), 743-755.

Florida, R. and Mellander, C., 2018, Talent, skills, and urban economies, In G. Clark, M.P. Feldman, M.S. Gertler and D. Wójcik (eds.), *The new Oxford handbook of economic geography*, 499-518. UK: Oxford.

Giambona, F., Kahlawi, A., Buzzigoli, L., Grassini, L., and Martelli, C., 2024, Skills in online job ads: An analysis of Italian regions, *Socio-Economic Planning Sciences*, 94, 101916.

Glaeser, E.L., Ponzetto, G.A., and Tobio, K., 2014, Cities, skills and regional change, *Regional Studies*, 48(1), 7-43.

Goldfarb, A., Taska, B., and Teodoridis, F., 2023, Could machine learning be a general purpose technology?

- A comparison of emerging technologies using data from online job postings, *Research Policy*, 52(1), 1046-53.
- Greene, D., O'Callaghan, D., and Cunningham, P., 2014, How many topics? Stability analysis for topic models, *ECML PKDD 2014: Machine Learning and Knowledge Discovery in Database*, 498-513.
- Håkanson, C., Lindqvist, E., and Vlachos, J., 2021, Firms and skills: The evolution of worker sorting, *Journal of Human Resources*, 56(2), 512-538.
- Henning, M., Eriksson, R., Garefelt, P., Martin, H., and Elekes, Z., 2025, Job relatedness, local skill coherence and economic performance: A job postings approach, *Regional Studies, Regional Science*, 12(1), 95-122.
- Jelodar, H., Wang, Y., Yuan, C., Feng, X., Jiang, X., Li, Y., and Zhao, L., 2019, Latent Dirichlet allocation (LDA) and topic modeling: models, applications, a survey, *Multimedia Tools and Applications*, 78(11), 15169-15211.
- Kalyani, A., Bloom, N., Carvalho, M., Hassan, T., Lerner, J., and Tahoun, A., 2025, The diffusion of new technologies, *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 1299-1365.
- Koo, J., 2005, How to analyze the regional economy with occupation data, *Economic Development Quarterly*, 19(4), 356-372.
- Mellander, C. and Florida, R., 2021, The rise of skills: Human capital, the creative class, and regional development, in M.M. Fischer and P. Nijkamp., eds., *Handbook of Regional Science*, Germany: Springer, 707-719.
- Moretti, E., 2012, *The New Geography of Jobs*, US: Houghton Mifflin Harcourt.
- Neffke, F. and Henning, M., 2013, Skill relatedness and firm diversification, *Strategic Management Journal*, 34(3), 297-316.
- Neffke, F., Henning, M., and Boschma, R., 2011, How do regions diversify over time? Industry relatedness and the development of new growth paths in regions, *Economic Geography*, 87(3), 237-265.
- Newman, M., 2010, *Networks : An Introduction*, UK: Oxford University Press.
- Rodríguez-Pose, A. and Tselios, V., 2009, Education and income inequality in the regions of the European Union, *Journal of Regional Science*, 49(3), 411-437.
- Stolarick, K., Mellander, C., and Florida, R., 2010, Creative jobs, industries and places, *Industry and Innovation*, 17(1), 1-4.
- Zhang, G., Tranos, E., and Zhu, R., 2025, Local demand for AI skills: A multiscale perspective in Great Britain, *Annals of the American Association of Geographers*, 1-20.
- 교신 : 류수민, 48058, 부산광역시 해운대구 센텀중앙로 79 부산과학기술고등교육진흥원 정책연구본부 (이메일: rsm121@bistep.re.kr)
- Correspondence: Sumin Ryu, 48058, 79, Centum Jungang-ro, Haeundae-gu, Busan, South Korea, Policy Research Division, Busan Institute of Science & Technology and higher Education Promotion (Email: rsm121@bistep.re.kr)

투고접수일: 2026년 2월 25일
심사완료일: 2026년 3월 13일
게재확정일: 2026년 3월 20일