

청년고용의 수도권 프리미엄*

Regional Disparities in Youth Employment

손경현** · 김의준***

Son, Kyoung-Hyun · Kim, Euijune

Abstract

This study examines regional disparities in youth employment by analyzing variations in labor-market outcomes across residence-based regional types. Using Internal Migration Statistics and the Local Area Labor Force Survey, the study identifies spatial clusters of youth in-migration and out-migration across 229 si/gun/gu through Local Indicators of Spatial Association (LISA) and integrates these clusters with metropolitan status to establish comparison groups. Propensity Score Matching (PSM) is then applied to construct comparable samples and to assess the impact of residing in different regional types on employment outcomes. Young residents of in-migration clusters exhibit higher employment probabilities, lower unemployment probabilities, and higher average wages, whereas those residing in out-migration regions encounter comparatively fewer opportunities and lower remuneration. These disparities persist even after controlling for observed covariates and are most pronounced among the youth, with no comparable patterns found among older age groups. The findings suggest that local labor-market conditions influence youth outcomes more strongly than individual characteristics and that young people systematically respond to spatial inequalities through interregional mobility. Policy efforts should focus on reducing regional disparities through spatially responsive labor-market interventions and regional economic restructuring, rather than relying solely on age-specific measures.

주제어 청년, 인구이동, 고용격차, 국지적 공간연관성 지표, 성향점수매칭
Keywords Youth, Population Mobility, Employment Disparities, LISA, PSM

1. 서론

“청년고용”은 단일 세대의 경제적 안정성을 넘어, 지역 및 국가 경제의 지속가능성에 중장기적으로 영향을 미치는 핵심 요인이다. 청년층의 고용 안정성은 출산율, 소비 수준, 지역 커뮤니티 유지 등 다양한 사회 지표와 밀접하게 연관되며, 거주지와 일자리 선택은 지역사회의 지속가능성과 직결된다. 또한 청년층은 기후 위기, 불평등 심화, 인공지능(AI) 확산 등 미래 사회의 주요 도전에 대응하는 핵심 주체로 평가된다(Pierce, 2025). 이와 같은 맥락에서 청년층의 고용 기회 부족은 소비 위축과 기업 생산성 저

하를 초래하고, 장기적으로는 지역 소멸을 가속화할 위험 요인으로 작용할 수 있다.

한국의 경우 청년고용 문제는 지역별로 상이하게 나타나면서, 수도권으로의 청년 인구 집중을 심화시키고 있다. 이러한 지역 간 이동은 Harris and Todaro(1970)와 Sjaastad(1962)의 고전적 이주론으로 설명될 수 있다. Harris and Todaro(1970)는 실업률을 고려한 기대임금을, Sjaastad(1962)는 이동을 인적자본 투자로 해석해 이동 비용과 미래 수익의 현재가치 비교라는 합리적 의사결정 틀을 제시하였다. 이 틀에 비추어 보면, 국내 청년층의 수도권 선택은 지역 간 고용률(6.6%p)과 임금(10%) 격차에 대

* 이 논문은 2021년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2021S1A3A2A01087370).

** Senior Researcher, Youth & Middle-aged Employment Support Division, Korea Employment Information Service, Korea; Doctorate Candidate, Department of Agricultural Economics and Rural Development, Seoul National University, Korea (First Author: sonkh5354@snu.ac.kr)

*** Professor, Department of Agricultural Economics and Rural Development, Integrated Program in Regional Studies and Spatial Analytics, and Research Institute of Agricultural and Life Sciences, Seoul National University (Corresponding Author: euijune@snu.ac.kr)

한 합리적 반응으로 해석할 수 있으며(손경현, 2024), 이는 지역 간 노동시장 불균형의 구조적 지속성을 시사한다. 나아가 정민수의(2023)는 비수도권 청년의 수도권 집중이 지역 간 격차를 심화시키고, 장기적으로 인적자본 축적을 저해할 수 있음을 지적한다. 이러한 불균형은 단순히 경제적 차원에 그치지 않고, 청년층의 사회적 이동성과 삶의 질 전반에도 부정적 영향을 미친다(문영만, 2022; 김현우·이준영, 2022).

실제 통계에서도 수도권 집중의 반전은 관측되지 않는다. 청년(19~39세)의 수도권 순유입 규모는 2001년 11.7만 명에서 2015년 2.3만 명으로 축소된 뒤, 2016~2020년 9.7만 명까지 재확대되었고 2024년에도 6.1만 명을 기록하였다. 청년 인구 자체가 연평균 6.4만 명씩 감소하고 있음을 감안하면 이는 여전히 의미 있는 규모다. 또한 미취업 청년의 61.2%가 수도권 일자리를 희망하는 것으로 나타났다(한국경제연구원, 2024). 정부는 '지방시대' 정책 기조 아래 균형발전과 특구 지정을 추진하고 있으나, 현재까지 이러한 수도권 집중 흐름이 구조적으로 반전되었다고 보기는 어렵다.

본 연구는 청년 고용성과가 개인적 특성보다 거주 지역의 구조적 특성에 의해 더 크게 좌우될 수 있다는 점에 주목한다. 동일한 인적자본을 보유한 청년이라도 거주 지역에 따라 노동시장 성과에 체계적 차이가 발생한다면, 이는 수도권 집중이 단순한 선호가 아닌 기회 불균형에 대한 합리적 대응일 수 있다.

이에 본 연구는 수도권 거주 청년층에게 제공하는 '고용 프리미엄'의 존재와 크기를 실증적으로 규명하고자 한다. 여기서 고용 프리미엄은 동일하거나 유사한 인적자본을 가진 청년이 수도권에 거주할 때 얻을 수 있는 취업 확률 증가와 임금 상승 등 고용성과의 체계적 우위로 정의된다. 이를 위해 세 가지 연구 질문을 설정한다.

첫째, 수도권과 비수도권 간 고용환경의 양적(취업확률) 및 질적(임금수준) 차이는 존재하는가?

둘째, 수도권 내에서도 청년 유입이 집중되는 특정 지역과 그 외 지역 간 고용 프리미엄의 차이는 존재하는가?

셋째, 이러한 고용 프리미엄이 청년층의 지역이동 및 노동시장 구조에 미치는 함의는 무엇인가?

본 연구는 기존 연구의 수도권-비수도권 이분법적 접근을 넘어, 국지적 공간연관성 지표(Local Indicators of Spatial Association, LISA)를 활용해 청년 인구 유입 지역(핫스팟)과 유출 지역(콜드스팟)을 실증적으로 식별하고, 이를 바탕으로 정밀한 지역 클러스터를 구성한다. 이는 행정구역 기준이 아닌 실제 청년 이동의 공간 패턴을 반영함으로써 지역 노동시장의 실질적 경계를 포착할 수 있게 한다. 이후 성향점수매칭(Propensity Score Matching, PSM)을 통해 선택 편의를 완화하고 관측 가능한 특성을 통제함으로써, 지역 거주와 청년 고용성과 간의 관계를 보다 엄밀하게 추정한다.

이러한 접근을 통해 본 연구는 다음과 같은 네 가지 기여점을

가진다.

첫째, 분석 대상 선정의 임의성을 완화하였다. 기존 연구들은 사전적 청년 정의¹⁾에 따라 분석 대상을 설정하는 경우가 많았다. 그러나 본 연구에서는 연령별 인구이동 현황을 먼저 분석한 후, 이를 바탕으로 청년층을 실증적으로 정의함으로써, 분석 대상 선정의 자의성을 줄이고 현실적 타당성을 높이고자 하였다.

둘째, 공간통계(spatial statistics) 기법을 활용하여 청년 인구의 공간적 클러스터를 정밀하게 식별하였다. 기존 연구들은 주로 수도권 여부나 광역시 단위, 또는 지역 간·내 이동 여부에 따라 지역을 구분하였으나, 이는 공간적 의존성(spatial dependence)²⁾을 충분히 고려하지 못한다는 한계를 가진다. 이와 달리, 본 연구는 국지적 공간연관성 지표(LISA)를 활용하여 청년 인구의 공간적 집중 지역(핫스팟)과 이탈 지역(콜드스팟)을 실증적으로 식별하였다.

셋째, 공간통계 기법과 계량경제학적 방법론을 결합하여 분석(LISA-PSM)을 수행하였다. 공간통계는 지역 간 분포 패턴을 파악하는 데 강점을 갖고, 계량경제학은 체계적 연관성 분석에 유리한 틀을 제공한다. 본 연구는 두 접근법을 보완적으로 활용함으로써, 지역별 고용환경과 청년의 노동시장 성과 간의 관계를 보다 정교하게 분석하였다. 특히, 성향점수매칭(PSM)을 적용해 관측 가능한 특성을 통제된 상태에서 지역 간 고용성과 격차를 추정하고, 개인 수준 데이터를 활용해 분석의 정밀도와 신뢰성을 높이고자 하였다.

넷째, 한국은 저출산·고령화와 더불어, 청년층의 수도권 집중으로 인해 지방 인구의 감소세가 심화되고 있다. 이러한 인구구조의 불균형 속에서, 본 연구는 청년 인구가 집중되는 지역뿐 아니라 유출 지역에 대한 실증적 분석을 병행함으로써, 기존 정책 및 연구에서 상대적으로 간과되어 온 지역 고용 여건의 공간적 편중성을 보완하고자 하였다.

II. 선행연구 고찰

수도권과 비수도권 간의 사회·경제적 불균형은 청년층의 고용 기회, 임금수준, 주거 선택 등 전반적인 삶의 조건에 구조적 영향을 미치며, 이는 지역 간 노동시장 격차로 이어진다. 관련 연구들은 이러한 문제의식에 기반하여 청년층의 지역 간 이동 요인과 고용·임금 격차의 발생 원인을 다각도로 분석해 왔다.

첫째, 이론적 배경으로서 해외의 고전적 이주 연구는 주로 소득 격차에 주목하였다. Lewis(1954)와 Todaro(1969)는 두 지역 간 소득 차이가 인구이동을 유발하는 핵심 메커니즘이라고 보았다. Borjas(1995)는 노동시장의 불균형이 장기적으로 지역 간 소득 분포를 왜곡하고 불평등을 심화시킨다고 지적하였다. 이러한 이론은 청년층이 기회가 많은 지역을 선호하는 현상을 설명하는 토대를 제공한다.

둘째, 국내 연구들은 청년 이동 요인을 경제적 조건과 비경제적 조건으로 나누어 규명하였다.

경제적 측면에서 강동우(2016)는 기대임금과 고용률이 높은 지역으로 청년 이동이 집중됨을 확인하였고, 최진호(2008), 홍성효·유수영(2012), 이재민·김희호(2015) 등도 경제적 편익이 이동의 주요 결정 요인임을 일관되게 제시하였다. 이상호(2010)는 특히 학력이 높은 청년일수록 수도권으로 집중되는 경향을 강조하였다.

비경제적 요인으로는 주거비용(김리영, 2019), 교육기회(권오규·마강래, 2012), 생활환경 및 문화 인프라(엄창욱 외, 2018) 등이 제시되었다. 이찬영·이홍후(2016)와 이찬영(2018)은 연령대에 따라 선호 요인이 달라지며, 20대는 양질의 일자리, 30대 이후는 주거·문화 환경을 중시한다고 분석하였다. 민보경(2022)은 특히 25~29세 청년층이 양질의 일자리를 찾아 수도권으로 이동하는 비중이 높음을 지적하였다.

셋째, 청년 고용 및 임금 격차 연구는 수도권 프리미엄 여부를 실증적으로 다루었다. Harris and Todaro(1970)의 기대소득 격차 모형은 특히 청년층의 경우 미래 소득 기대치가 현재 소득보다 더 큰 영향을 미친다는 점을 강조한다. 송지현·최석준(2016)은 수도권 집적 효과가 노동생산성을 높여 동일 산업 내에서도 지역

간 임금 격차를 유발한다고 분석하였다. 문영만·홍장표(2017)는 청년패널 분석을 통해 수도권 청년의 임금이 비수도권보다 평균 6.5% 높음을 보여주었고, 고용의 질(대기업, 정규직 등) 측면에서도 수도권의 우위를 확인하였다. 반면, 김영환·김기승(2022)은 수도권 프리미엄보다 비수도권 페널티가 더 크게 작용한다고 평가하였다. 박홍철·이주형(2013), 길은선(2022) 등은 양질의 일자리 부족과 고용의 산업 편중이 지역 간 불균형을 구조적으로 심화시키고 있음을 지적하였다.

이처럼 선행연구들은 청년층 이동이 고용 기회와 기대소득에 민감하게 반응하며, 이동 제약이 상대적으로 낮아 노동시장 조건이 주요 결정 요인으로 작동한다는 점을 일관되게 보여준다(Table 1). 이러한 양상은 복지지출이 많은 지역으로의 이동이 두드러지는 장년층이나, 주거·문화 인프라가 잘 갖춰진 지역으로 재배치되는 30대 이후 연령층과 뚜렷이 대비된다(홍성효·유수영, 2012; 이찬영, 2018). 이는 청년층의 고용구조가 임금근로에 편중되어 있다는 사실과 맞물려, 임금 일자리의 공간 분포에 대한 민감도가 상대적으로 높게 나타날 가능성과 부합한다(손경현, 2022).

그러나 다수의 연구는 주로 “왜 이동하는가”라는 개별적 요인

Table 1. Previous studies on youth employment

Category	Author	Main contents
Factors of inter-regional migration among youth	Lewis (1954) Todaro (1969)	Migration is driven by income differentials between regions, with population moving from low-income to high-income areas.
	Borjas (1995)	Labor market imbalances drive regional migration and income inequality.
	Kang (2016)	Youth migration concentrates in regions with higher expected wages and employment rates.
	Hong & Yoo (2012) Lee & Kim (2015)	Economic benefits such as employment and income are decisive factors in migration decisions.
	Lee & Lee (2016), Lee (2018)	Migration patterns vary by age: those in their 20s prioritize quality jobs, while those in their 30s and beyond prefer better housing and cultural infrastructure.
	Lee (2010)	Migration increases with younger age and higher education, driven by regional expected benefits.
	Min (2022)	Regional distribution of quality jobs promotes youth inflow, particularly among those aged 25-29.
	Kwon & Ma (2012)	University location is closely associated with graduates' employment destination.
	Kim (2019) Park & Kim (2020) Kwon & Ma (2012) Eom et al. (2018)	Regional attractiveness factors including housing costs, living conditions, educational opportunities, and amenities influence youth inflow.
	Youth employment and wage disparities	Song & Choi (2016)
Harris & Todaro (1970)		Expected income differentials are the key factor determining interregional labor migration.
Moon & Hong (2017)		Metropolitan youth earn approximately 6.5% higher wages than non-metropolitan counterparts.
Kim & Kim (2022)		Wage disparities persist, with non-metropolitan penalties exceeding metropolitan premiums.
Park & Lee (2013)		Regional employment disparities are intensifying, particularly in terms of job quality and security.
Gil (2022)		Qualitative disparities in youth employment and industrial concentration of employment are notable.

에 초점을 두었으며, 이동의 배경이 되는 공간적 구조의 영향력을 충분히 조명하지 못했다. 즉, 기대임금, 주거비, 교육·문화 인프라 등 개별 요인을 중심으로 이동 동기를 설명하는 데 집중했을 뿐, 지역 간 상호작용과 공간적 편중이 청년 고용성과에 미치는 독립적 효과를 체계적으로 규명한 시도는 제한적이었다.

이에 본 연구는 이동 요인 자체를 밝히기보다는, 거주 지역이라는 공간 단위가 청년 고용성과에 미치는 효과를 식별하는 데 주목한다. 특히 성향점수매칭(PSM)과 공간통계 기법을 결합하여, 동일한 인적자본과 근로조건을 가진 청년이라도 어떤 지역에 거주하는가에 따라 고용성과가 체계적으로 달라질 수 있음을 검증하고자 한다. 이는 기존 연구가 축적해온 이동 요인 분석을 넘어, 공간적 수준에서의 구조적 불균형을 실증적으로 규명한다는 점에서 학문적 기여가 있다.

III. 연구방법론

1. 분석 자료

청년고용의 수도권 프리미엄의 유무와 규모를 실증적으로 규명하기 위해, 본 연구는 세 단계의 절차를 거쳤다. 첫째, 인구이동 특성 분석을 통해 분석 대상 연령대(청년층)를 실증적으로 정의하였다. 둘째, 229개 시군구별 순유입(유입-유출) 자료를 기반으로 국지적 공간 연관성 지표(Local Indicators of Spatial Association, 이하 LISA)를 적용하여 청년 인구의 유입이 집중된 지역(hot-spot)과 유출이 지속되는 지역(cold-spot)을 식별하였다. 특히 직업사유 1인 청년 이동을 기준으로 도출한 핫스팟은 '청년이 일자리(고용기회)를 이유로 선택한 지역'을, 콜드스팟은 '상대적으로 일자리 여건이 부족해 청년 유출이 두드러지는 지역'을 대표하는 지표로 해석할 수 있다. 셋째, 이렇게 구분된 클러스터를 바탕으로 성향점수매칭(PSM)을 적용하여 지역 간 고용 격차의 존재 여부와 그 규모를 추정하였다. 핫스팟-콜드스팟 간 비교는 청년층의 실제 이동 패턴을 반영하면서, 지역 노동시장의 기회 편중과 고용격차의 구조적 의미를 파악하는 분석 틀을 제공한다.

분석을 위해 활용된 자료는 '국내인구이동통계'와 '지역별 고용조사' 두 가지다. 우선, 인구이동 특성 분석 및 클러스터 구분에는 '국내인구이동통계'를 사용하였다. 본 통계는 전입신고를 기반으로 수집된 행정자료로, 전입·전출지별 인원 수와 이들의 성별, 연령, 세대주와의 관계, 전입 사유 등을 포함한다. 전입 사유는 직업³⁾, 교육, 가족 등 총 7개 항목으로 구분되며, 주소 정보는 읍면동 단위까지 제공된다. 전입은 비교적 적극적인 형태의 영구적 이주이며, 행정기관을 통해 수집된 전수자료로서 높은 신뢰도를 확보할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 특성을 고려하여 2016년부터 2022년까지, 2년 간격으로 수집된 자료를 분석에 활용하였다.

다음으로, 청년고용의 지역적 프리미엄을 측정하기 위해 '지역

별 고용조사'를 활용하였다. 이 조사는 만 15세 이상의 가구원을 대상으로 실시되며, 지역 단위의 노동시장 특성을 반기별로 파악하기 위한 표본조사이다. 매 반기 약 20만 건 이상의 표본이 포함되며, 고용 상태(취업, 실업, 임금 등)와 개인 특성(성별, 연령, 학력, 거주지 등)에 대한 정보를 포함하고 있다. 특히, 2021년부터는 광역시의 '구' 단위 데이터가 포함되어 시군구 단위의 세분화된 분석이 가능해졌으며, 본 연구에서는 2022년 상·하반기 자료를 모두 활용하였다.

반기별 자료를 모두 수집하여 분석에 포함한 이유는 다음 두 가지이다. 첫째, 노동시장에는 계절성이 존재하므로 조사 시점에 따라 고용지표에 차이가 발생할 수 있다. 둘째, 인구이동통계는 연간 집계된 유량(flow) 자료인 반면, 지역별 고용조사는 단기간 집중조사로 수집된 저장(stock) 자료로서 성격이 상이하다. 이에 따라 지역별 고용조사 자료는 상·하반기 모두를 활용하고, 표본가중치를 반기별로 동일하게 부여하여 연간 자료의 특성을 가지도록 하였다.

또한, 두 자료는 수집 방식(전수 vs 표본)과 조사 대상이 상이하므로, 응답자를 연계한 패널자료 기반의 분석은 불가능하다. 따라서 개인이 거주지를 이동함에 따라 고용 상태가 변하는 효과(Average Treatment effect on the Treated, 이하 ATT)를 식별하는 데는 한계가 존재한다. 그러나 지역 간 노동시장 환경 차이가 실제로 인구이동과 고용 성과의 격차로 연결되는지를 살펴보기에는 충분하다. 따라서, 본 연구는 자료 특성과 연구 목적에 따라, 전체 모집단 기준의 평균 효과(Average Treatment Effect, 이하 ATE) 추정에 중점을 두었다.

이는 상대적으로 소규모 패널자료를 활용해 ATT 추정에 집중했던 기존 선행연구들과 달리, 대규모 조사자료를 기반으로 ATE⁴⁾를 식별했다는 점에서 차이가 있다.

2. 분석 방법론

1) 국지적 공간연관성 지표(LISA)

청년 인구가 밀집하는 지역 클러스터와 유출하는 지역의 클러스터를 분석하기 위해 국지적 공간연관성 지표(LISA)를 활용했다.

LISA는 국지적 수준에서 공간적 자기상관을 수치적으로 요약하는 통계적 도구이다(Anselin, 1995). LISA에 사용되는 주요 통계량으로는 국지적 모란 통계량(Local Moran's I_i)과 국지적 기어리 통계량(Local Geary's c_i) 등이 있으며, 이들은 특정 지점에서의 공간적 패턴을 정량적으로 분석하는 데 활용된다. 또한, 국지적 모란 통계량과 국지적 기어리 통계량의 평균은 해당 공간 전체에 대한 전역적(global) 통계량과 일치하는 특징을 가진다.

LISA를 사용함으로써 얻을 수 있는 주요 장점은 지역의 권역을 구분하는 통상적 정의(수도권, 영남권, 부울경 등)에 의존하지 않고 지역의 공간적 클러스터를 정의할 수 있다는 것에 있다. 따라

서, 본 연구에서는 국지적 모란 통계량을 사용해 청년인구 밀집 클러스터인 핫스팟(hot-spot, HH)과 유출 클러스터인 콜드스팟(cold-spot, LL)을 구했다.⁵⁾ 또한, 분석 결과의 동질성을 위해 전반적인 공간적 자기상관성을 측정하는 데에는 전역적 모란 통계량(global Moran's I)을 사용했다.

한편, 공간가중행렬(W)은 기본적으로 1차 Queen 연결성(queen contiguity)으로 구성하였다. 그러나 순수 contiguity는 섬 지역에서 고립노드(isolate)를 발생시켜, 공간지연변수나 국지적 공간자기상관 지표를 산출할 때 이웃값이 기계적으로 0으로 처리되어 허위 상관(spurious correlation)을 유발할 수 있다. 이러한 한계를 완화하기 위해 거리·k-NN·하이브리드 기반 연결이 제안되고 있다(Anselin, 2023). 다만 이들 방법은 고립지역을 어느 수준에서 연결할지 선택하는 과정에서 본질적으로 임의성을 수반한다. 이에 본 연구는 교량·터널과 같이 고정적·상시 통행이 가능한 교통 네트워크가 확인되는 경우에 한하여 이를 기능적 인접성으로 간주하고 해당 쌍에 추가적으로 이웃을 정의하였다. 구체적으로, 교량으로 육지와 직접 연결된 5개 지역⁶⁾은 연결 상대 행정구역과 인접한 것으로 처리하였으며, 반면 육지와 고정적으로 연결되지 않은 경북 울릉군과 인천 옹진군은 분석에서 제외하였다.

2) 성향점수매칭(PSM)

청년고용의 지역 간 격차, 특히 클러스터 유형별 고용성과의 차이를 실증적으로 분석하기 위해 본 연구는 성향점수매칭(PSM)을 활용하였다. PSM은 처치군과 통제군 간 비교 가능성을 높임으로써, 관측자료 기반의 인과효과 추정에 내적 타당성을 부여하는 대표적인 준실험적(quasi-experimental) 방법이다. 일반적인 회귀분석(OLS)은 누락변수(omitted variable)나 선택 편의(selection bias)로 인해 추정치에 편의가 발생할 수 있다. 이와 달리, PSM은 관측된 공변량 X 를 조건으로 한 처치확률 $P(T=1|X)$, 즉 성향점수(propensity score)를 계산하고, 이 점수를 기준으로 처치군과 유사한 통제군을 구성함으로써 이러한 문제를 어느 정도 완화할 수 있다(Rosenbaum and Rubin, 1983). 다만, PSM은 관측 가능한 공변량에 기반한 선택 편이만 통제할 수 있으며, 비관측 이질성(unobserved heterogeneity)에 따른 편의는 여전히 존재할 수 있다(Rosenbaum and Rubin, 1983; Hill, 2008). 그러나 Ali et al.(2014)은 가능한 한 많은 공변량을 PS 모형에 포함할 경우, 일부 공변량이 비관측된 변수들과 상관관계를 갖거나 대리 변수(proxy variable)로 작용할 수 있기 때문에, 비관측 편이의 영향을 완화할 수 있다고 지적하였다. 본 연구 또한 이러한 점을 고려하여, 이용 가능한 공변량 중 청년의 고용성과에 영향을 미칠 가능성이 있는 모든 변수를 최대한 포함하여 성향점수를 추정하였다. 이를 통해 PSM의 주요 가정 중 하나인 조건부 독립성 가정의 충족 가능성을 높이고자 하였다.

한편, 성향점수는 로지스틱 회귀로 추정하였으며, 최근접 거리 기반의 일대일 매칭(nearest neighbor 1:1 matching)을 적용하였다. 매칭 후 공변량의 균형과 매칭의 적절성을 평가하기 위해 표준화 평균 차이(standardized mean difference)를 검토하였다(Stuart, 2010). 현실적으로 완전한 매칭은 달성하기 어려우며, 매칭 후 잔여 불균형이 존재할 수 있다. 그러나 본 연구는 약 53만 건 이상의 관측치를 포함한 대규모 조사자료를 활용하고 있어 공통 서포트(common support)의 위배 가능성은 최소화된다. 이는 PSM 결과의 신뢰성과 일반화 가능성을 확보하는 데 중요한 기반이 된다.

또한, 본 연구에 활용된 '지역별고용조사'는 설계상 모집단 대표성을 갖도록 표본 가중치(weight)를 제공하며, 이를 적절히 반영할 경우 추정의 정확성과 강건성을 높일 수 있다. 최근 연구들은 PSM 기반의 처리효과 추정 시에도 가중치의 적용이 중요하다는 점을 강조하고 있다. DuGoff et al.(2014), Ridgeway et al.(2015)는 PSM 분석에서 서베이 가중치를 반영하지 않을 경우 추정 결과의 왜곡 가능성이 커지며, 가중치 적용을 통해 편의를 효과적으로 줄일 수 있음을 지적하였다. 또한, Austin et al.(2018)은 다양한 가중치 접근을 바탕으로 한 몬테카를로 시뮬레이션 결과를 통해, 서베이 설계 가중치를 그대로 반영하는 방식이 가장 일관되게 편의 감소 효과를 보인다고 보고하였다.

이에 따라, 본 연구는 지역별고용조사에서 제공하는 표본 가중치를 성향점수 추정 및 평균 효과(ATE) 계산 과정에 모두 반영하였다. 추가적으로 지역 유형별로 가중치 분포를 검토한 결과, 시군구 단위에서 가중치 규모의 차이가 상당한 것으로 나타났으며, 이는 표본 설계 과정에서 지역별 모집단 규모가 반영된 결과로 해석된다. 이러한 분포의 차이는 가중치 적용의 필요성을 더욱 강조하며, 지역 간 고용성과 비교 시 필수적으로 고려되어야 할 요소임을 시사한다.

IV. 분석 결과

1. 인구이동의 특성과 분석대상의 정의

최근의 인구이동 경향은 다음 네 가지 특징으로 요약된다.

첫째, 수도권 집중화는 지속적으로 심화되고 있다. 수도권 인구 비중은 2019년 전체 인구의 절반을 초과한 데 이어, 2023년에는 50.7%에 이르렀다. 이러한 집중은 개인들이 사회·경제적 기회를 극대화하기 위한 합리적 선택의 결과로 해석될 수 있으며, 이는 노동시장 접근성, 산업 및 인프라 이용 기회 확대 등 다양한 긍정적 외부효과를 수반한다. 반면, 수도권 내 경쟁 과열, 주거비 상승, 교통 혼잡 등 부정적 외부효과를 유발하며, 지방의 인구 유출과 지역 소멸을 가속하는 구조적 문제로 이어지고 있다. 수도권 집중을 완화하기 위해 2004년 국가균형발전특별법 제정을 비

롯데 공공기관 지방 이전, 혁신도시 조성 등 다양한 정책이 추진 되어 왔으나, 실질적인 완화 효과는 제한적이었다.

둘째, 최근 인구이동의 핵심적 특성은 '1인 이동'의 급증이다. 2023년 기준 전입 신고된 1인 이동자는 약 338만 명으로, 2001년 (약 279만 명) 대비 연평균 0.88%씩 증가하였다. 같은 기간 총 인구이동자 수는 약 929만 명에서 613만 명으로 감소하며 연평균 1.87%의 감소율을 기록하였다. 이러한 흐름 속에서, 전체 인구이동에서 1인 이동이 차지하는 비중은 2001년 30.0%에서 2023년 55.2%로 크게 확대되었다. 이같은 현상은 1인 가구 증가와 가구 형성 과정에서의 주소 이전이 복합적으로 작용한 결과로, 전통적 가족 단위 이동 패턴과 뚜렷한 차이를 보인다(Table 2).

셋째, 1인 이동은 전 연령층에서 나타나지만, 특히 '2030 청년층'에서 그 규모와 비중이 가장 두드러진다. 저출산·고령화로 인해 인구구조는 역피라미드형으로 변화하고 있음에도, 인구이동의 중심축은 오히려 청년층으로 이동하고 있다. 특히, 코로나19 전후로 만 20~34세 청년층의 1인 이동은 타 연령대와 비교해 현저히 높은 증가세를 보였다(Figure 1).

넷째, 청년층의 1인 이동에서 직업 사유가 차지하는 비중은 다

른 연령대와 차별적 특성을 보인다. 만 20~34세 청년층의 경우 직업 사유 이동이 1인 이동의 35.8%를 차지하여, 만 35세 이상의 23.1%보다 12.8%p 높게 나타난다. 성별로 구분하면, 여성은 만 23~25세, 남성은 만 25~27세에서 직업 사유 이동 비중이 각 성별 내 최고치를 기록했다. 이러한 패턴은 청년층이 생애주기상 초기 경력 형성에 해당하여, 자녀 교육이나 배우자 직장 등 가족 관련 제약이 상대적으로 적은 시기임을 반영한다. 특히, 코로나19로 인한 채용 위축과 원격근무 확산에도 불구하고 청년층의 1인 이동이 증가한 점은 주목할 만하다(Figure 2).

이상의 특징을 종합하면, 만 20~34세 청년층의 1인 이동은 직업 탐색 및 취업을 위한 실질적 이주로 해석할 수 있다. 이에 본 연구는 직업 사유로 이동한 만 20~34세 1인 가구 이동자를 중심으로 지역 간 인구이동의 공간적 특성을 분석하였다. 이후 고용성과 분석에서는 만 20~34세 청년층을 주요 분석 대상으로 삼고, 그 결과를 상대적으로 비교하기 위해 만 35~64세 장년층을 준거 집단으로 설정하였다.

2. 청년인구 유출입 클러스터

공간통계는 지역 간 공간적 연관성을 정량적으로 탐지하고 분석할 수 있는 방법론으로, 본 절에서는 전역적 모란지수(Global Moran's I)와 국지적 공간 연관성 지표(LISA)를 적용하여, 만 20~34세 청년층의 '직업 사유에 의한 1인 이동'의 공간적 특성을 분석하였다. 이동 규모는 지역별 유입(전입)과 유출(전출)의 차이인 '순유입'을 기준으로 산출하였으며, 예컨대 지역 A의 전입 인원이 100명, 전출 인원이 90명이라면 순유입은 10명으로 계산된다. 이러한 계산 방식에 따라 전국 단위의 순유입 합계는 0에 수렴하게 되며, 분석에는 2020년과 2022년의 순유입 값을 평균하여 활용하였다. 이는 단일 연도에 따른 일시적 충격(temporary shock)을 완화하고, 전반적인 인구이동 경향을 보다 안정적으로 반영하기 위함이다.

Table 2. Changes in migration and population (thousands)

Category	2001	2023	Δ'23-'01	CAGR	
Mig	Total	9,290	6,129	-3,161	-1.87%
	Non-single	6,498	2,746	-3,753	-3.84%
	Single	2,792 (30.1%)	3,383 (55.2%)	+592 (+25.2%p)	+0.88%
Pop	Total	48,022	51,325	+3,304	+0.30%
	Multi-person	40,134	33,121	-7,013	-0.87%
	Single	7,888 (16.4%)	18,204 (35.5%)	+10,317 (+19.0%p)	+3.87%

Source: Internal Migration Statistics, Population Census, Resident Registration

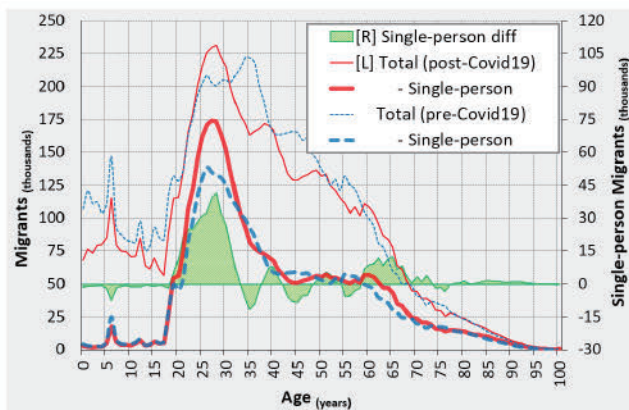


Figure 1. Number of migrants by age (thousands)

Source: Internal Migration Statistics

Note: Pre- and post-COVID periods are defined as arithmetic means of migrants in 2016, 2018 and 2020, 2022, respectively.

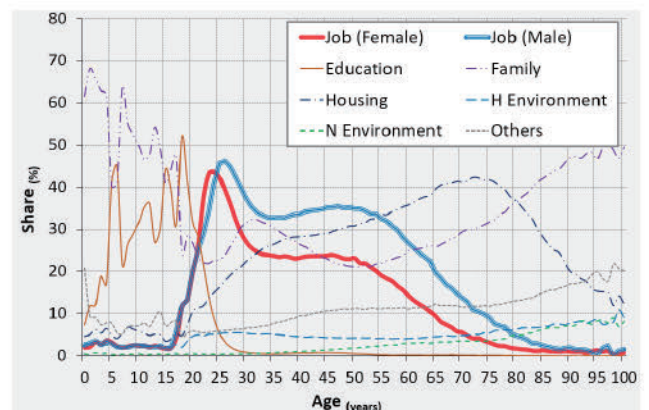


Figure 2. Share of single-person migration by reason (%)

먼저, 전역적 모란지수를 통해 청년층 인구이동의 공간적 자기상관 존재 여부를 살펴보았다(Figure 3). 분석 결과, 전체 인구(15세 이상)의 순유입에 대한 모란 지수는 0.152($p < 0.01$)였으나, 이를 청년층 0.267($p < 0.01$), 1인 이동 0.405($p < 0.01$), 직업 사유 1인 이동 0.413($p < 0.01$)으로 좁혀갈수록 지숫값이 통계적으로 유의하게 증가하였다.⁷⁾ 이러한 체계적 증가는 청년층의 직업 관련 이동이 무작위 분포가 아닌 특정 지역으로의 선택적 집중을 보이며, 공간적 과급효과(spillover effect)를 내포한 현상임을 의미한

다.⁸⁾ 따라서 직업사유 1인 청년 이동을 기준으로 한 지역 구분이 노동시장 기회의 공간적 편중을 가장 명확히 포착할 수 있다.

다음으로, 국지적 공간 자기상관 분석인 LISA를 통해 청년 인구의 유입 밀집 지역(핫스팟)과 유출 밀집 지역(콜드스팟)을 식별하였다. 분석 결과, 핫스팟은 총 21개 시군구로 대부분 서울 및 수도권에 집중되었으며, 인천은 포함되지 않았다. 반면 콜드스팟은 총 26개 지역으로, 경기도 의정부시 1개를 제외한 25개 지역이 모두 비수도권에 분포하였다(Table 3).

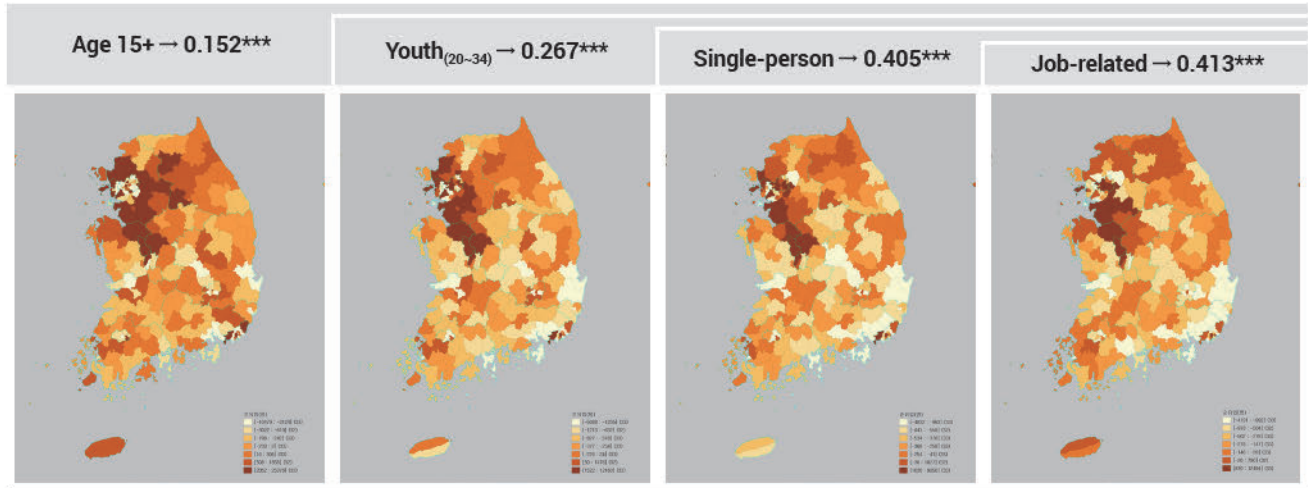


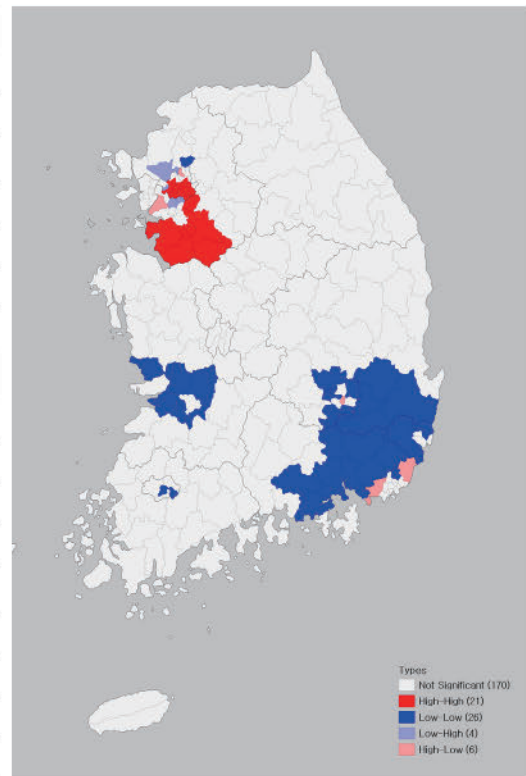
Figure 3. Distribution of youth net in-migration and global Moran's I

Notes: 1) Values represent global Moran's I
 2) *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ (999-permutation-based pseudo p-value)

Table 3. Spatial clusters identified through LISA

Hot-spot (21)		
Gangnam-gu	Gwanak-gu	Gwangjin-gu
Guro-gu	Geumcheon-gu	Dongdaemun-gu
Dongjak-gu	Mapo-gu	Seodaemun-gu
Seocho-gu	Seongdong-gu	Songpa-gu
Yeongdeungpo-gu	Yongsan-gu	SE Jung-gu
Seongnam-si	Anseong-si	Osan-si
Yongin-si	Pyeongtaek-si	Hwaseong-si
Cold-spot (26)		
Geumjeong-gu	US Buk-gu	Ulju-gun
Goseong-gun	Gimhae-si	Miryang-si
Yangsang-si	Jinju-si	Changnyeong-gun
Changwon-si	Haman-gun	Dalseong-gun
Gyeongsang-si	Gyeongju-si	DG Dong-gu
Yeongcheon-si	Cheongdo-gun	DG Seo-gu
Chilgok-gun	GJ Dong-gu	GJ Seo-gu
Gimje-si	Wanju-gun	Iksan-si
Seocheon-gun	Uijeongbu-si	

Note: Metropolitan cities by district (gu); others by si/gun



이러한 클러스터 분류의 타당성을 검토하기 위해 지역 구분별 순유입 합계를 비교하였다(Table 4). 청년층 직업 사유 1인 이동 기준으로, 순유입이 양(+)인 지역은 수도권 내 39개 지역에서 약 8.6만 명, 이 중 핫스팟 21개 지역에서 약 6.8만 명으로 확인되었다. 지역 수 기준으로 핫스팟은 수도권의 절반 수준임에도 불구하고, 순유입 규모는 79%에 달해 매우 높은 집중도를 보였다. 반대로 순유입이 음(-)인 지역은 비수도권 138개 지역에서 약 8.0만 명의 순유출이 있었으며, 이 중 비수도권 콜드스팟 25개 지역에서 2.4만 명이 순유출되어, 지역 수에 비해 유출 규모가 현저히 집중된 것으로 나타났다.

종합하면, LISA를 통해 구분된 청년 인구 유입 및 유출 클러스터는 실제 이동 집중도를 유의미하게 반영하고 있으며, 전통적인 수도권/비수도권 구분만으로는 포착하기 어려운 국지적 공간 응집성을 잘 보여준다. 이러한 결과는 핫스팟과 콜드스팟이 지역 고용정책 및 청년 정책의 보완적 분석 단위로 활용될 수 있음을 시사한다.

3. 청년고용의 수도권 프리미엄

1) 분석개요와 기초통계

PSM 적용을 위해, 본 분석에서는 LISA를 통해 산출된 ‘핫스팟(Hot)’ 및 ‘콜드스팟(Cold)’ 개념을 전통적인 수도권(SMA)/비수도권(non SMA) 구분과 결합하였다. 이론적으로는 이러한 결합을 통해 총 6개의 지역 유형을 도출할 수 있으며, 나아가 수도권 여부, 핫스팟 여부, 콜드스팟 여부에 따른 비교까지 고려하면 총 9개의 조합이 가능하다. 이는 청년 고용성과를 분석하는 과정에서 지역 간 다양한 비교 가능성을 열어주지만, 동시에 모든 조합

을 일일이 검증하는 것은 불필요할 뿐 아니라 분석의 효율성을 떨어뜨릴 수 있다. 단적으로, 특정 관계가 위계적으로 설정되어 있을 때 상위와 하위 관계만 검증하면 전체 구조를 추론할 수 있으므로, 굳이 추가 검증을 반복할 필요가 없다.⁹⁾ 따라서 본 연구에서는 고용성과 비교에 있어 독립적인 의미를 갖는 핵심 조합만을 선별하였다.

이에 따라 그룹3(수도권 & 핫스팟-수도권 & 핫스팟 외), 그룹4(수도권 & 핫스팟 외-비수도권 & 콜드스팟 외), 그룹5(비수도권 & 콜드스팟-비수도권 & 콜드스팟 외), 그리고 수도권 유무 및 핫스팟 유무에 따른 그룹1과 그룹2 등 총 5개 그룹을 최종 분석에 활용하였다(Table 5). 이러한 선별적 활용은 불필요한 반복을 줄이면서도 청년 인구의 이동 패턴과 지역 노동시장의 구조적 불균형을 충분히 식별할 수 있는 장점을 제공한다. 더 나아가, 연구 설계 차원에서 핵심 조합을 압축적으로 선택함으로써 분석의 명료성과 결과 해석의 일관성을 동시에 확보할 수 있다는 점에서 의의가 있다.

한편, ‘지역별 고용조사’는 표본조사 자료로서, 표본 가중치(weight)가 존재한다. 이에 따라 전체 분석 과정에서 가중치를 반영하였으며, 기초통계(Table 6)에서는 가중치를 적용한 값(Weighted)과 미적용 값(Raw)을 병기하였다. 예컨대, 수도권 인구 비중은 R 기준으로는 34%였으나, W 기준으로는 52%로 나타나 W 기준이 실제 인구구조를 보다 정확하게 반영함이 확인된다. 이는 표본 가중치가 분석 결과의 대표성과 정확성을 높이는 데 기여함을 보여준다.

본 연구의 종속변수는 고용 여부와 평균임금으로 구성된다. 고용 여부에서 취업·실업은 통상적 고용률·실업률 산정식에 근거해 이분 변수로 정의하고, 임금근로자는 취업자 중 임금근로자 여부, 상용근로자는 임금근로자 중 상용 여부에 따라 정의하였다. 평균임금은 조사 설계상 임금근로자(상용, 임시·일용)에 한

Table 4. Net in-migration by region (persons)

Regional classification	Positive net in-migration			Negative net in-migration		
	Youth	Single	Job	Youth	Single	Job
SMA (66)	104,307 (42)	91,811 (42)	86,018 (39)	-25,546 (24)	-13,588 (24)	-19,652 (27)
Seoul (25)	45,580 (19)	57,362 (22)	59,684 (21)	-8,062 (6)	-1,806 (3)	-3,535 (4)
Hot (21)	55,176 (21)	62,525 (21)	67,676 (21)	/ (0)	/ (0)	/ (0)
non SMA (163)	23,955 (25)	17,636 (21)	13,216 (25)	-102,716 (138)	-95,859 (142)	-79,582 (138)
Cold (25)	/ (0)	/ (0)	/ (0)	-23,010 (25)	-23,766 (25)	-23,608 (25)

Notes: 1) Parentheses show number of si/gun/gu out of 229 total.
 2) Cold-spot count excludes Uijeongbu-si.
 3) Total positive inflows: Youth 128,262; Single 109,447; Job 99,234

Table 5. Number of regions and population (10,000persons)

G	Regional classification	No. of regions	Population (15~89)	Youth (20~34)
1	SMA(S)	66 (28.8)	2,285 (50.7)	533 (55.0)
	non SMA(nS)	163 (71.2)	2,225 (49.3)	437 (45.0)
2	Hot-spot(H)	21 (9.2)	829 (18.4)	211 (21.8)
	non Hot(nH)	208 (90.8)	3,681 (81.6)	758 (78.2)
3	S&H	21 (31.8)	829 (36.3)	211 (39.7)
	S&nH	45 (68.2)	1,456 (63.7)	321 (60.3)
4	S&nH	45 (24.6)	1,456 (45.7)	321 (48.6)
	nS&nC _(nonCold)	138 (75.4)	1,730 (54.3)	340 (51.4)
5	nS&C _(Cold-spot)	25 (15.3)	495 (22.2)	97 (22.2)
	nS&nC	138 (84.7)	1,730 (77.8)	340 (77.8)

Note: Parentheses show percentages with 229 as denominator

Table 6. Descriptive statistics

Variable	Obs _(k)		Mean		Std.Dev		Min	Max	
	R	W	R	W	R	W			
Region	ID	530	33,980	105.61	87.98	64.07	60.93	1	229
	S(1), nS(0)	530	33,980	0.34	0.52	0.48	0.50	0	1
	H(1), nH(0)	530	33,980	0.11	0.19	0.31	0.39	0	1
	S&H(1), S&nH(0)	183	17,760	0.31	0.37	0.46	0.48	0	1
	S&nH(1), nS&nC(0)	412	23,830	0.31	0.47	0.46	0.50	0	1
	nS&C(1), nS&nC(0)	348	16,220	0.18	0.23	0.38	0.42	0	1
Outcomes	Employed	530	33,980	0.72	0.71	0.45	0.45	0	1
	Unemployed	392	24,870	0.03	0.03	0.16	0.18	0	1
	Wage worker	382	24,070	0.72	0.78	0.45	0.41	0	1
	Regular worker	273	18,880	0.79	0.80	0.41	0.40	0	1
	Wage(10k won)	273	18,880	298.95	312.74	174.59	186.87	1	8,000
Covar.1	Age	530	33,980	46.00	43.51	12.58	12.63	20	64
	Age ²	530	33,980	2,275	2,052	1,105	1,087	400	4,096
	Male	530	33,980	0.49	0.51	0.50	0.50	0	1
	Male×Married	530	33,980	0.33	0.32	0.47	0.47	0	1
	Married	530	33,980	0.74	0.68	0.44	0.47	0	1
	Edu(yrs)	530	33,980	13.30	13.76	2.88	2.64	0	22
	Major*	530	33,980	2.96	3.22	2.18	2.17	1	7
Covar.2	Contract*	273	18,880	1.84	1.85	0.37	0.36	1	2
	Occup.*	382	24,070	2.29	2.17	0.92	0.92	1	4
	Industry*	382	24,070	2.61	2.73	0.71	0.61	1	4
	Firm size*	382	24,070	1.42	1.49	0.67	0.71	1	3
	Tenure(mo)	382	24,070	108.11	91.56	119.49	104.61	0	1,110
	Hours	378	23,820	39.61	39.63	10.89	10.53	1	126

Note: 1) R: Raw(unweighted); W: Weighted
 2) Wage workers, regular workers, and temporary/daily workers limited to economically active population
 3) Variables transformed into dummies:
 * Major: None(1), Education(2), Humanities/Arts(3), Social Sciences(4), Natural Sciences(5), Engineering(6), Welfare/Services(7)
 * Contract period: <2 years(1), ≥2 years(2)
 * Occupation: Professional(1), General(2), Skilled(3), Elementary(4)
 * Industry: Primary(1), Secondary(2), Tertiary(3), Quaternary(4)
 * Firm size: Small 1-29(1), Medium 30-299(2), Large 300+(3)

정되어 제공되므로 임금 분석 역시 해당 집단으로 제한한다.
 공변량 선택은 선행연구의 권고를 따랐다. Heckman et al.(1997)과 Brookhart et al.(2006)은 결과변수와 잠재적 관련성이 있는 변수를 가능한 포함할 것을 권고하며, 결과와 관련된 변수를 포함하면 정확도가 향상된다고 지적했다. Rubin and Thomas(1996)는 변수 제외는 그 변수가 적절한 공변량이 아니라 강한 함의가 있을 때만 이루어져야 함을 강조하고, Caliendo and Kopeinig(2008)은 실무 가이드에서 의심스러운 경우 포함하는 것이 제외하는 것보다 낫다고 권고했다. 이에 따라 본 연구는 청년 고용성과와 잠재적 관련성이 높은 인적자본(학력·전

공)과 인구학적 특성(연령·성별·혼인상태)을 핵심 공변량으로 포함하여 선택편의 최소화를 도모하였다.¹⁰⁾
 PSM의 추정 절차를 논하기 전, 편의를 위해 공변량을 두 집합으로 구분하여 식 (1)과 같이 벡터로 표현한다.

$$X_i = (X_i^{(1)}, X_i^{(2)}) \tag{1}$$

여기서 $X_i^{(1)}$ 은 개인 특성(연령, 성별, 배우자 유무, 교육연수, 전공)의 집합이고, $X_i^{(2)}$ 는 직무 특성(고용계약기간, 직종, 산업, 규모, 현업경력, 근무시간)의 집합이다. 매칭의 안정성을 위해 전

공, 직종, 산업 등 5개 변수는 일부 범주를 통합하거나 척도를 조정하였다.

한편, 개체 I 의 성향점수(propensity score)는 공변량에서 처치(T_i) 받을 조건부 확률로 정의되며 이를 식으로 나타내면 식 (2)와 같다(Rosenbaum and Rubin, 1983).

$$e_i \equiv P(T_i = 1|X_i) \quad (2)$$

성향점수는 로짓(logit)으로 추정했으며(식 (3)), 표본에서의 추정치(\hat{e}_i)는 식 (4)와 같다(Rosenbaum and Rubin, 1983).

$$\log\left(\frac{e_i}{1-e_i}\right) = \beta_0 + (\beta^{(1)})^\top X_i^{(1)} + (\beta^{(2)})^\top X_i^{(2)} \quad (3)$$

$$\hat{e}_i = \Lambda(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}^{(1)\top} X_i^{(1)} + \hat{\beta}^{(2)\top} X_i^{(2)}),$$

$$\Lambda(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (4)$$

매칭은 \hat{e}_i 상의 최근접 1:1 매칭으로 수행하고, 자료의 설계를 반영하기 위해 표본 가중치 w_i 를 적용하였다. 평균 처치효과(ATE)를 구하는 방식은 식 (5)와 같다(Abadie and Imbens, 2006; 2016).

$$\widehat{ATE} = \frac{\sum_i w_i [T_i(Y_i - Y_{j(i)}) + (1 - T_i)(Y_{k(i)} - Y_i)]}{\sum_i w_i} \quad (5)$$

여기서 Y_i 는 결과변수(고용 여부 또는 평균임금), $j(i)$ 는 처치군 i 와 성향점수가 가장 가까운 비처치군, $k(i)$ 는 비처치군 i 와 성향점수가 가장 가까운 처치군이다.

아울러, 분석은 연령 및 성별에 따라 총 네 개의 하위 그룹(만 20~34세 청년, 만 35~64세 장년, 청년 남성, 청년 여성)으로 구분하여 수행하였다. 이와 관련하여, 청년 남성과 청년 여성으로 한정된 분석에서는 성별 변수를 제외하고 분석했다.

2) 매칭의 적정성

PSM을 적용하는 데 있어 매칭의 균형이 적절히 달성되었는지 확인할 필요가 있다. 균형 플롯(balance plot)은 PSM의 핵심 가정인 공통 서포트(common support) 위배 가능성과 매칭 전·후 수준 차이를 시각적으로 확인할 수 있게 한다. 다만 균형 플롯은 추정 결과가 많을수록 함께 증가한다는 한계가 있다. 본 연구에서는 4개의 분석 대상, 5개의 지역 구분, 그리고 취업확률과 평균임금 차이를 종사상 구분별로 검토하였다. 그 결과 총 140개의 추정치와 동일한 수의 균형 플롯이 생성되었다. 이를 모두 제시하는 것은 현실적으로 적절하지 않으므로, 대표 사례인

취업확률 격차 분석 결과에 해당하는 20개의 균형 플롯만 제시한다. <Figure 4>는 매칭 이전에도 처치군과 대조군 간 일정 부분 공통 영역이 존재했음을 보여주며, 매칭 이후에는 상호 유사성이 더욱 높아진 것으로 확인된다. 즉, 매칭은 적절히 수행된 것으로 평가된다.

매칭의 질(matching quality) 검토도 필요하다. 이를 확인하는 대표적인 방법은 표준화 평균 차이(Standardized Mean Difference, SMD)가 매칭 전보다 매칭 후 0에 더 가까워졌는지, 그리고 분산비율(variance ratio)이 매칭 후 1에 더 가까워졌는지를 살펴보는 것이다(Zhang et al., 2019). <Figure 5>는 모든 분석에 대한 표준화 평균 차이의 분포를 각 분석 대상별로 제시한다. 결과적으로 매칭 전보다 매칭 후 공변량의 표준화 차이가 0에 뚜렷하게 가까워져, 매칭의 질 또한 긍정적으로 평가된다.

3) 추정 결과

본 절에서는 성향점수매칭(PSM)을 통해 도출한 청년고용의 지역 프리미엄 분석 결과를 보고한다. 분석은 취업 확률과 평균 임금의 차이에 초점을 맞추었으며, 청년과 장년 간 비교, 그리고 청년층 내 성별 분석을 통해 청년고용의 공간적 양상을 다면적으로 조망하였다. 모든 추정치는 표본 가중치를 반영한 평균처리효과(ATE) 기준으로 산출하였다.

<Table 7>에서 보듯, 청년층의 취업확률은 수도권(그룹1,

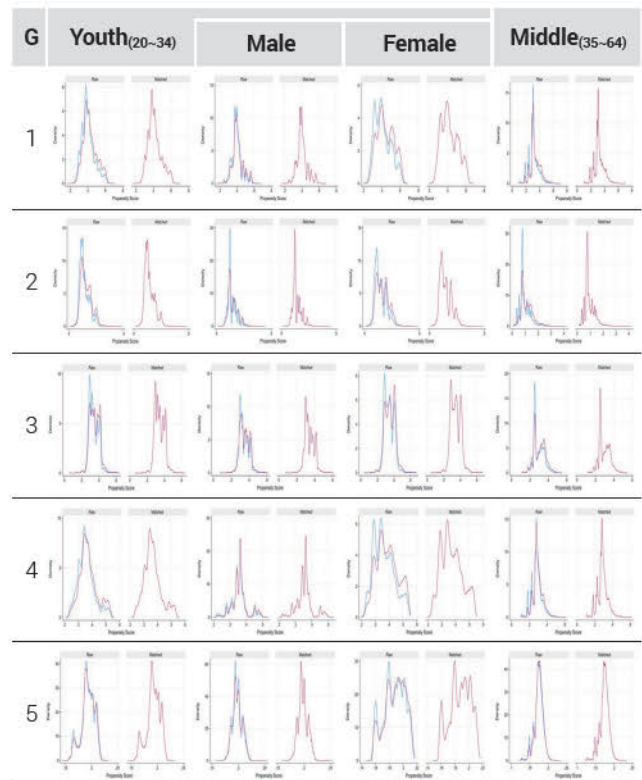


Figure 4. Balance plots for employment probability gap
Note: 1) Numbers 1-5 represent groups defined in Table 5.
2) Blue line represents control, red line represents treated.

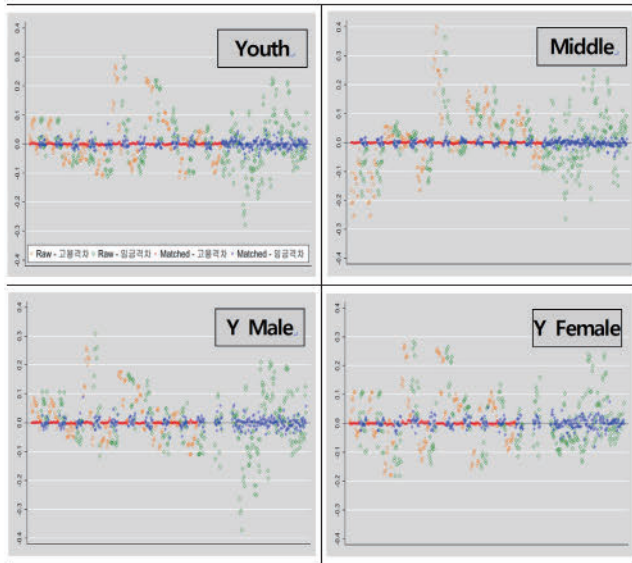


Figure 5. Standardized mean difference

Note: SMD for Covariate 1 shown in orange (before) and red (after); Covariate 2 in green (before) and blue (after).

+3.6%p), 핫스팟(그룹2, +1.8%p), 수도권 핫스팟 외(그룹4, +3.3%p) 거주에서 모두 통계적으로 유의하게 상승하였다. 반면 장년층은 동일 지역 유형에서 취업확률이 일관되게 하락(수도권 -2.1%p, 핫스팟 -1.6%p, 수도권 핫스팟 외 -2.2%p)하여, 거주지 효과가 세대별로 상반되게 나타났다. 즉, 수도권과 유입 밀집지에서는 청년의 ‘고용 프리미엄’이 관측되는 반면, 장년에게는 같은 지리적 입지가 불리하게 작용한다.

실업확률도 세대별로 대칭적 패턴을 보였다. 청년은 수도권(-0.3%p), 핫스팟(-0.5%p), 수도권 핫스팟(-0.4%p) 거주 시 실업확률이 감소한 반면, 장년은 수도권(+0.7%p), 핫스팟(+0.3%p) 거주에서 실업확률이 증가하였다. 이는 대도시 및 집

적지의 기회 확장이 실업 리스크 감소로 이어지는 데 있어 청년과 장년에 서로 다른 영향을 미친다는 점을 시사한다.

고용형태별로 보면, 청년의 임금근로·상용근로 취업확률은 수도권(+2.1%p, +0.9%p), 핫스팟(+1.2%p, +0.4%p), 수도권 핫스팟(+2.0%p, +0.7%p)에서 모두 상승하여 질적 지표의 개선도 뚜렷하게 나타났다. 반면 장년층은 상용근로 취업확률이 일관되게 감소(-0.8%p, -0.7%p, -0.1%p)하여 안정적 일자리로의 진입·유지에서 청년과 상반된 양상을 보였다.

비수도권 콜드스팟(그룹5)의 경우, 청년층은 특히 불리한 결과를 보였다. 취업확률(-1.7%p)은 장년(-1.1%p)보다 더 큰 폭으로 감소했고, 실업확률(+0.8%p) 역시 장년(+0.5%p)보다 더 크게 증가했다. 이는 비수도권 효과를 넘어, 유출 밀집지 거주가 청년에게 상대적으로 더 큰 불이익임을 보여준다.

종합하면, 거주지역 특성이 노동시장 성과에 미치는 영향은 세대별로 명확히 구분된다. 수도권과 유입 밀집지역이 청년에게는 고용기회 확대와 질적 개선의 공간으로 작동하는 반면, 장년에는 오히려 불리한 환경으로 기능한다. 특히 비수도권 유출지역의 부정적 효과가 청년층에서 더욱 증폭되는 현상은 지역 간 기회 격차가 노동시장 진입 단계에서 더 크게 작용함을 시사한다.

이러한 차별적 패턴은 두 가지 측면에서 해석될 수 있다. 첫째, 청년 집중 지역의 산업구조와 일자리 생태계가 청년 노동력에 특화되어 있을 가능성이 있다. 지식기반 서비스업, 디지털 경제, 스타트업 등 청년 친화적 산업의 집적이 이들 지역에서 청년의 상대적 경쟁우위를 강화한 것으로 보인다. 둘째, 장년층은 보유한 경력 자본과 네트워크가 지역적 제약을 완충하는 역할을 하지만, 노동시장 진입기의 청년은 지역의 기회구조에 직접적으로 노출되어 있음을 의미한다. 이러한 세대별 차이는 청년고용정책이 일률적 일자리 창출을 넘어, 지역 노동시장의 특성을 반영한 차별화된

Table 7. Employment probability gaps by regional type (by age)

Group	Employment		Wage		Regular		Unemployment	
	Youth	Middle	Youth	Middle	Youth	Middle	Youth	Middle
1 S	0.036***	-0.021***	0.021***	0.065***	0.009***	-0.008***	-0.003***	0.007***
nS	(0.0003)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0003)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0001)
2 H	0.018***	-0.016***	0.012***	0.038***	0.004***	-0.007***	-0.005***	0.003***
nH	(0.0003)	(0.0002)	(0.0003)	(0.0003)	(0.0004)	(0.0003)	(0.0002)	(0.0001)
3 S&H	-0.003***	-0.004***	0.002***	-0.001***	0.002***	-0.001***	-0.004***	-0.002***
S&nH	(0.0004)	(0.0002)	(0.0003)	(0.0003)	(0.0004)	(0.0003)	(0.0002)	(0.0001)
4 S&nH	0.033***	-0.022***	0.020***	0.071***	0.007***	-0.005***	0.0004*	0.009***
nS&nC	(0.0003)	(0.0002)	(0.0003)	(0.0002)	(0.0004)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0001)
5 nS&C	-0.017***	-0.011***	-0.002***	0.020***	-0.003***	0.015***	0.008***	0.005***
nS&nC	(0.0005)	(0.0003)	(0.0004)	(0.0004)	(0.0006)	(0.0003)	(0.0003)	(0.0001)

Note: 1) Standard errors in parentheses

2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

접근을 요구함을 시사한다.

다음으로, 청년층을 남성과 여성으로 구분한 분석 결과(Table 8), 두 집단 모두 수도권(그룹1) 및 핫스팟(그룹2)에 거주할수록 취업 확률이 높아지고 실업확률이 낮아지는 공통된 양상이 확인되었다. 그러나 효과의 크기는 청년 여성에서 더 두드러졌다. 예컨대 수도권 거주 시 청년 여성의 취업확률은 +4.5%p로, 청년 남성(+2.7%p)보다 큰 폭으로 상승하였다. 핫스팟 거주에서도 여성(+2.7%p)이 남성(+1.6%p)보다 더 큰 상승 효과를 보였다. 임금 근로와 상용근로 취업확률 역시 여성에게서 보다 긍정적인 결과가 나타나, 수도권 및 읍입 밀집지가 청년 여성에게 상대적으로 안정적인 일자리를 제공하고 있음을 보여준다. 이는 여성 청년층이 상대적으로 서비스업·전문직 등 수도권에 집중된 산업에 더 많이 분포한다는 점과 맞물려, 지역적 프리미엄이 여성에게 더 강하게 작동했을 가능성을 시사한다.

청년과 장년 모두 평균임금에 대해서는 수도권 및 핫스팟 거주 시 유의미한 프리미엄이 존재하였다(Table 9). 특히 임금 수준은 수도권 핫스팟, 수도권 핫스팟 외, 비수도권 콜드스팟 외, 비수도권 콜드스팟 순으로 위계적 구조를 보였다. 이는 수도권 프리미엄과 비수도권 패널티가 결합된 결과로 해석된다. 또한 임시·일용 근로자 등 불안정 고용 형태에서도 수도권 및 핫스팟 거주가 더 높은 보상을 제공하는 것으로 나타났으며, 청년층에서 이러한 격차가 더욱 크게 확인되었다. 즉, 지역 프리미엄은 안정적 일자리 뿐 아니라 불안정 고용에서도 작동하며, 청년층에 더 민감하게 반영되고 있음을 알 수 있다. 이러한 결과는 단순한 지역 간 임금 격차를 넘어, 특정 지역 클러스터의 집적 효과가 노동시장 내 임금 수준을 체계적으로 차별화하고 있음을 보여준다.

마지막으로, 성별 임금 분석 결과(Table 10), 청년 남성과 여성 모두 수도권 및 핫스팟 거주 시 임금 프리미엄을 경험하였다. 다

Table 8. Employment probability gaps by regional type (by gender, youth)

Group	Employment		Wage		Regular		Unemployment	
	Male	Female	Male	Female	Male	Female	Male	Female
1 S nS	0.027*** (0.0004)	0.045*** (0.0004)	0.023*** (0.0003)	0.019*** (0.0003)	-0.003*** (0.0004)	0.021*** (0.0005)	-0.003*** (0.0003)	-0.002*** (0.0003)
2 H nH	0.016*** (0.0004)	0.022*** (0.0005)	0.017*** (0.0004)	0.008*** (0.0004)	-0.002*** (0.0005)	0.012*** (0.0005)	-0.003*** (0.0003)	-0.006*** (0.0003)
3 S&H S&nH	0.001** (0.0005)	-0.005*** (0.0005)	0.004*** (0.0004)	-0.0003 (0.0004)	-0.001** (0.0006)	0.007*** (0.0006)	-0.002*** (0.0003)	-0.006*** (0.0003)
4 S&nH nS&nC	0.022*** (0.0004)	0.044*** (0.0005)	0.023*** (0.0004)	0.017*** (0.0004)	-0.001** (0.0005)	0.016*** (0.0005)	-0.002*** (0.0003)	0.002*** (0.0003)
5 nS&C nS&nC	-0.020*** (0.0006)	-0.013*** (0.0008)	0.005*** (0.0006)	-0.008*** (0.0006)	0.006*** (0.0007)	-0.015*** (0.0009)	0.005*** (0.0005)	0.010*** (0.0005)

Note: 1) Standard errors in parentheses
2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Table 9. Average wage gaps by regional type (by age)

Group	Wage workers		Regular		Temporary	
	Youth	Middle	Youth	Middle	Youth	Middle
1 S nS	22.63*** (0.0669)	36.93*** (0.0748)	26.74*** (0.0689)	42.36*** (0.0853)	9.48*** (0.1228)	8.79*** (0.0869)
2 H nH	20.63*** (0.0730)	28.87*** (0.0770)	22.03*** (0.0713)	35.45*** (0.0886)	5.85*** (0.1273)	4.40*** (0.0885)
3 S&H S&nH	14.02*** (0.0936)	19.71*** (0.1094)	16.02*** (0.1026)	22.67*** (0.1244)	7.13*** (0.1697)	1.66*** (0.1326)
4 S&nH nS&nC	14.16*** (0.0760)	26.12*** (0.0845)	17.26*** (0.0765)	29.67*** (0.0955)	6.17*** (0.1449)	7.91*** (0.1039)
5 nS&C nS&nC	-4.57*** (0.0900)	-12.01*** (0.0931)	-2.83*** (0.0897)	-11.31*** (0.1049)	-0.49*** (0.1693)	-4.96*** (0.1185)

Note: 1) Standard errors in parentheses
2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Table 10. Average wage gaps by regional type (by gender, youth)

Group	Wage workers		Regular		Temporary	
	Male	Female	Male	Female	Male	Female
1 S nS	21.45*** (0.0991)	22.90*** (0.0885)	23.41*** (0.1020)	28.77*** (0.0874)	9.24*** (0.1845)	4.62*** (0.1453)
2 H nH	15.73*** (0.0996)	20.61*** (0.0927)	21.07*** (0.1058)	23.66*** (0.0934)	9.02*** (0.1924)	10.67*** (0.1712)
3 S&H S&nH	15.81*** (0.1439)	12.73*** (0.1216)	18.02*** (0.1505)	13.55*** (0.1230)	4.20*** (0.2644)	8.85*** (0.2249)
4 S&nH nS&nC	13.86*** (0.1065)	14.93*** (0.0990)	15.36*** (0.1059)	19.99*** (0.1091)	9.51*** (0.2126)	1.85*** (0.1715)
5 nS&C nS&nC	-2.60*** (0.1210)	-2.81*** (0.1245)	-3.98*** (0.1199)	-4.54*** (0.1190)	0.79*** (0.2456)	1.85*** (0.2068)

Note: 1) Standard errors in parentheses
 2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

만 고용확률과 달리, 평균임금 수준에서는 남녀 간 효과 크기의 차이가 크지 않았다. 이는 고용 진입 단계에서는 성별 차이가 존재하나, 일단 임금근로에 진입한 이후에는 남녀 모두에게 지역 프리미엄이 유사하게 작동함을 시사한다. 다시 말해, 임금 수준의 격차는 성별보다는 해당 지역 노동시장의 구조적 요인에 의해 더 크게 좌우될 가능성이 크다.

V. 결론 및 시사점

본 연구는 청년고용에 있어 지역 간 구조적 불균형, 특히 수도권 프리미엄의 존재 여부와 그 작동 방식을 실증적으로 분석하였다. 분석 대상은 직업 사유 1인 이동을 중심으로 설정하였으며, 청년층의 경제적 이주 행태와 공간적 고용성격을 결합해 거주 지역과 청년 고용성과 간의 체계적 연관성을 규명하고자 하였다. 국지적 공간연관성 지표(LISA)와 성향점수매칭(PSM)을 결합한 분석을 통해, 동일한 인적 특성과 직무 조건을 가진 청년이라도 거주 지역에 따라 고용성과가 유의미하게 달라질 수 있음을 확인하였다.

1. 주요 결과

첫째, 청년층의 직업 사유 1인 이동은 단순한 개인 선호가 아니라 노동시장 기회에 대한 구조적 반응으로 나타났다. 특히 이동은 서울 및 수도권 일부 지역(핫스팟)에 뚜렷하게 집중되었으며, 이를 통해 청년 유입과 유출의 공간 클러스터가 명확히 식별되었다. 이는 수도권이라는 범주가 내부적으로 이질적일 수 있음을 보여주며, 보다 정밀한 지역 구분이 정책 개입의 출발점이 되어야 함을 시사한다.

둘째, 청년층의 고용성과는 거주 지역에 따라 유의미한 차이를

보였다. 수도권 거주 청년, 특히 수도권 내 핫스팟 거주 청년은 취업확률이 높고 실업확률이 낮으며 평균임금도 유의하게 높았다. 반면 비수도권 유출 밀집지(콜드스팟) 거주 청년은 취업확률이 더 크게 하락하고 실업확률이 더 크게 증가하는 등 노동시장 성과에서 이중적 불이익을 경험하였다. 이는 수도권 프리미엄이 단순히 수도권의 우위만이 아니라, 비수도권 콜드스팟의 구조적 패널티와 결합해 나타난다는 점을 보여준다.

셋째, 장년층의 고용성과는 청년층과 상반된 경향을 보였다. 수도권 및 핫스팟 거주는 장년층의 취업확률을 낮추고 실업확률을 높이는 결과로 이어졌으며, 이는 동일한 지역이라도 세대별 노동시장 수용 구조가 다르다는 점을 시사한다.

넷째, 청년층 내부에서도 성별에 따라 지역 효과가 달리 작동했다. 청년 여성은 수도권 및 핫스팟 거주 시 임금근로와 상용근로로 취업확률이 유의하게 증가한 반면, 청년 남성은 상대적으로 그러한 효과가 미약했다. 이는 지역 산업구조의 성별 편향성과 직종 선호 특성이 맞물려 나타난 결과로 해석할 수 있다.

2. 정책적 시사점

이상의 분석 결과는 청년층의 수도권 집중 현상이 단순한 문화적 선호나 '대도시 지향'의 표면적 양상이 아니라, 실질적인 노동시장 격차에 대한 경제적 대응임을 보여준다. 이 격차를 장기간 방치할 경우, 비수도권의 청년 유출과 노동력 공동화는 지속적으로 심화될 수 있으며, 특히 지역 내 청년 여성의 부재는 중장기적으로 지역의 결혼·출산 구조를 크게 훼손할 수 있다. 이는 악화일로 걷고 있는 한국 사회의 저출산 문제와도 직결되는 구조적 리스크로 작용할 가능성이 높다. 이러한 인식을 바탕으로 다음과 같은 정책적 대응이 요구된다.

첫째, 지역 기반 청년 친화형 일자리 생태계 구축이 필요하다.

단기적 정착 장려금 수준을 넘어, 비수도권에서 디지털 산업, 문화콘텐츠 산업, 지역기반 스타트업 등을 전략적으로 육성해 수도권과 경쟁 가능한 고용 기회를 창출해야 한다. 특히 콜드스팟과 같은 유출 밀집지는 청년에게 구조적 패널티로 작용하고 있으므로, 이 지역을 정책 타깃으로 삼아 청년 친화적 산업을 집중적으로 유치할 필요가 있다.

둘째, 청년 이동 사유 절반 이상이 직업과 관련된 만큼, 청년 유입의 결정적 계기를 제공할 정책 설계가 필요하다. 취업 연계형 청년정착금, 주거 바우처, 지역기업 인턴십 연계, 교통비 지원 등 직접적 경제 유인을 확대하고, 장기 거주 인센티브와 연계해 일자리-주거-삶의 질을 통합적으로 개선하는 접근이 요구된다. 특히 콜드스팟 지역에서의 주거·교통 지원은 청년 유출 억제 효과를 가질 수 있다.

셋째, 청년 여성은 수도권 및 핫스팟에서 더 높은 상용근로 가능성을 보였으나, 비수도권에서는 그러한 구조가 미비하다. 이에 따라 비수도권에서도 여성 고용친화 산업을 집중 유치하고, 공공 부문과 협력하여 성평등 고용환경을 확대하는 등 청년 여성 대상의 지역 맞춤형 고용정책 필요하다. 지역 산업별 성별 고용통계를 기반으로 차별화된 지원이 필요하며, 일·생활균형 인프라(시간제 일자리, 유연근무제 확대 등)도 병행되어야 한다.

넷째, 청년층에서 수도권 프리미엄은 비정규직 고용에서도 뚜렷하게 나타났다. 이는 지역에 따른 임금 격차가 청년의 생계에 직접적 영향을 미친다는 점을 보여준다. 이를 완화하기 위해 고용보험 적용 확대, 지역 맞춤형 직무훈련, 단기 고용 기반 소득보전 장치 등 청년 비정규직 대상의 소득 보완 및 고용 안정 장치 강화가 필요하다. 특히 콜드스팟 청년 비정규직은 이중적 불리함에 처할 수 있어, 정책적 우선 고려가 필요하다.

다섯째, 더 이상 청년정책과 지역정책은 분절적으로 운영되면 안된다. 청년고용의 공간 구조가 실증적으로 확인된 만큼, 고용노동부와 국토교통부, 지방정부가 유기적으로 연계된 공간 기반의 청년 고용정책의 통합설계가 필요하다. 지역 청년고용정책의 설계에 있어, 공간분석 기반 클러스터 유형(LISA 등)을 활용해 타겟 지역을 정밀하게 설정하고, 정책자원을 우선 배분하는 방식으로 정책의 효율성과 정밀도를 높일 수 있다.

3. 향후 연구 과제

본 연구는 반복적 횡단면 자료를 바탕으로 거주 지역과 고용성과 간의 체계적 차이를 추정하고자 하였다. 하지만 청년의 지역 이동은 단발적 사건이 아니라 경력 형성과 주거 안정, 생애계획 등과 연결된 장기적 과정이다. 향후에는 행정자료와 지역패널을 연계한 종단적 데이터 구축을 통해 청년층의 이주 전후 고용성과 변화, 반복 이주 및 이탈 가능성 등을 정량적으로 추적할 수 있는 분석이 필요하다. 특히, 노동시장 이행 과정과 지역 정착 패턴 간

의 상호작용을 밝힘으로써, 청년고용정책이 지향해야 할 장기 전략을 보다 정교하게 설계할 수 있을 것이다.

- 주1. 청년정책 기본법에서는 만 19~34세, 청년고용촉진 특별법에서는 만 15~29세, UN 및 LO에서는 만 15~24세, OECD에서는 만 15~29세를 청년으로 정의함.
- 주2. 양의 공간적 의존성이 존재하면 제1종 오류의 가능성이 증가하고, 음의 공간적 의존성이 존재하면 제2종 오류의 가능성이 증가함.
- 주3. 전입 사유로 직업이 표기된 경우, 전입행위와 구직 혹은 취업 간의 선후 관계는 알 수 없음. 하지만, 본 연구에서는 직업적 요인으로 이루어지는 인구이동의 규모 및 변화를 분석에서 활용하기 때문에, 큰 한계로 작용하지 않는다고 판단함.
- 주4. ATE는 전체 모집단을 기준으로 한 평균 효과를 추정하는 반면, ATT는 특정 처리 집단에 대한 효과를 측정함.
- 주5. 주변 지역과 통계적으로 의미 있는 수준에서 다른 값을 가지는, 즉 공간적 특이점(spatial outlier)을 가지는 그룹인 HL과 LH도 동시에 계산되지만, 본 연구에서는 활용하지 않았음.
- 주6. 인천 강화군: 강화대교(1970), 강화초지대교(2002) 경기 김포시와 연결
전남 진도군: 진도대교(1984), 제2진도대교(2005) 전남 해남군과 연결
전남 완도군: 신완도대교(2012) 전남 해남군과, 고금대교(2007) 전남 강진군과 연결
경남 남해군: 남해대교(1973), 노량대교(2018) 경남 하동군과, 창선대교(2003) 경남 사천시와 연결
경남 거제시: 거제대교(1971), 신거제대교(1999) 경남 통영시, 거가대교(2010) 부산 강서구와 연결
- 주7. 모란지수는 999회 순열검정(permutation test)을 통해 유의성을 검증하였음.
- 주8. 공간적 종속성을 고려하지 않고 일반적인 회귀분석을 시행하게 되면, 관측치의 독립성을 가정하는 기본 전제가 크게 훼손됨에 따라 비효율적인 추정치를 가지게 됨.
- 주9. 예컨대 A>B<C 관계에서 A>B, B>C를 확인하면 A<C는 별도 검증 없이 추론 가능함.
- 주10. 고용 격차 분석에서는 $X^{(1)}$ 만 사용

인용문헌 References

1. 강동우, 2016. 「지역 간 인구이동과 지역고용」, 한국노동연구원, Kang, D.W., 2016. *Inter-regional Migration and Regional Employment*, Korea Labor Institute.
2. 권오규·마강래, 2012. “대학진학이 인구이동에 미치는 영향에 대한 연구”, 「지역연구」, 28(4): 65-77.
Kwon, O.K. and Ma, K.R., 2012. “A Study on the Impact of College Enrollment on Population Migration”, *Journal of the Korean Regional Science Association*, 28(4): 65-77.
3. 길은선, 2022. “고용의 산업구조 변화와 청년층 단기근속 일자리의 문제점”, 「월간 KIET 산업경제」, 291: 104-116.
Gil, E.S., 2022. “Changes in Industrial Employment Structure and Issues with Short-tenure Jobs Among Youth”, *Monthly KIET Industrial Economy*, 291: 104-116.
4. 김리영, 2019. “지역 간 특성차이가 서울시 청년층 이동에 미치는

- 영향 분석”, 『지역연구』, 35(2): 49-57.
 Kim, L.Y., 2019. “The Effects of Regional Characteristic Differences on the Migration”, *Journal of the Korean Regional Science Association*, 35(2): 49-57.
5. 김명환·김기승, 2022. “동태적 임금분해를 활용한 수도권과 비수도권 간 임금격차 변화 분석”, 『노동경제논집』, 45(4): 39-70.
 Kim, M.H. and Kim, K.S., 2022. “Analysis of Wage Gap Changes between Metropolitan and Non-metropolitan Areas Using Dynamic Wage Decomposition”, *Korean Journal of Labor Economics*, 45(4): 39-70.
 6. 김현우·이준영, 2022. “수도권·비수도권 간 발전 격차와 정책 방향”, 『월간 KIET 산업경제』, 07: 23-33.
 Kim, H.W. and Lee, J.Y., 2022. “Development Gap between Metropolitan and Non-metropolitan Areas and Policy Directions”, *Monthly KIET Industrial Economy*, 07: 23-33.
 7. 문영만·홍장표, 2017. “청년층의 노동시장 격차 및 지역인재 유출요인: 수도권과 비수도권을 중심으로”, 『지역사회연구』, 25(2): 165-187.
 Moon, Y.M. and Hong, J.P., 2017. “Labor Market Disparities Among Youth and Regional Brain Drain: Focusing on Metropolitan and Non-metropolitan Areas”, *Journal of Regional Studies*, 25(2): 165-187.
 8. 문영만, 2022. “비수도권 청년의 수도권 유출 실태 및 결정요인 - 7개 권역과 노동시장 격차를 중심으로”, 『지역사회연구』, 30(4): 55-77.
 Moon, Y.M., 2022. “Determinants of Outflow of Youth from Non-metropolitan Areas to the Metropolitan Area”, *Journal of Regional Studies*, 30(4): 55-77.
 9. 민보경, 2022. “청년은 어느 지역에 살고, 어디로 이동하는가?”, 『국가미래전략 Insight』, 58: 1-23.
 Min, B.K., 2022. “Where Do Youth Live and Where Do They Move?”, *National Future Strategy Insight*, 58: 1-23.
 10. 박부명·김성아, 2020. “청년층의 인구이동과 주택정책의 관련성에 관한 연구: 수도권을 중심으로”, 『토지주택연구』, 11(1): 21-38.
 Park, B.M. and Kim, S.A., 2020. “A Study on the Relationship between Youth Migration and Housing Policy: Focusing on the Metropolitan Area”, *Land and Housing Review*, 11(1): 21-38.
 11. 박홍철·이주형, 2013. “지역 간 고용격차와 고용경쟁력 분석에 관한 연구”, 『한국산학기술학회 논문지』, 14(5): 2207-2214.
 Park, H.C. and Lee, J.H., 2013. “A Study on the Analysis of Regional Disparity and Competitiveness on Employment in Korea”, *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, 14(5): 2207-2214.
 12. 손경현, 2022. “지난 20년간 국내 노동시장의 변화”, 『고용동향브리프』, 9: 2-23.
 Son, K.H., 2022. “Changes in the Domestic Labor Market over the Past 20 Years”, *Employment Trend Brief*, 9: 2-23.
 13. 손경현, 2024. “청년정책 네트워크 구축 및 활성화 사업: 지역별 청년고용과 정책 인식조사”, 『기본사업』, 2024-13, 한국고용정보원.
 Son, K.H., 2024. “Youth Policy Network Development and Activation Project: Regional Youth Employment and Policy Awareness Survey”, 2024-13, Korea Employment Information Service.
 14. 송지현·최석준, 2016. “한국의 수도권은 집적효과를 갖는가 - 중소기업의 생산성 결정요인을 중심으로 -”, 『국토계획』, 51(1): 5-27.
 Song, J.H. and Choi, S.J., 2016. “Do the Capital Regions Have the Agglomeration Effects in Korea? - Focused on the Determinants of the Productivity of Small and Medium - Sized Manufacturing Firms -”, *Journal of Korea Planning Association*, 51(1): 5-27.
 15. 엄창욱·노광욱·박상우, 2018. “지역청년의 정주 및 귀환 결정요인 - 대구지역 사례분석을 중심으로 -”, 『지역사회연구』, 26(3): 259-283.
 Eom, C.O., Noh, K.W., and Park, S.W., 2018. “An Analysis on the Determinants of Settlement and Return to the Local Youth”, *Journal of Regional Studies*, 26(3): 259-283.
 16. 이상호, 2010. “지역간 이동의 결정요인 및 임금효과”, 『지역연구』, 26(1): 45-70.
 Lee, S.H., 2010. “Determinants of Inter-regional Migration and Wage Effects”, *Journal of the Korean Regional Science Association*, 26(1): 45-70.
 17. 이재민·김희호, 2015. “역내 및 역외 간 인구이동과 경제성장의 관계 연구”, 『국토연구』, 85: 99-117.
 Lee, J.M. and Kim, H.H., 2015. “A Study on the Relationship between Intra- and Inter-regional Migration and Economic Growth”, *The Korea Spatial Planning Review*, 85: 99-117.
 18. 이찬영·이홍후, 2016. “청년층의 지역 간 인구이동 결정요인 분석과 전망”, 『경제연구』, 34(4): 143-169.
 Lee, C.Y. and Lee, H.H., 2016. “An Analysis on the Determinants of Youth Population Movement across Regions and Prospects”, *Journal of Economics Studies*, 34(4): 143-169.
 19. 이찬영, 2018. “연령대별 인구유출입 결정요인 분석”, 『산업경제연구』, 31(2): 707-729.
 Lee, C.Y., 2018. “Analysis of Determinants of Population In- and Out-migration by Age Group”, *Journal of Industrial Economics and Business*, 31(2): 707-729.
 20. 정민수·김의정·이현서·홍성주·이동렬, 2023. “지역간 인구이동과 지역경제”, 『BOK 이슈노트』, 29: 1-36.
 Jeong, M.S., Kim, E.J., Lee, H.S., Hong, S.J., and Lee, D.R., 2023. “Inter-regional Migration and Regional Economy”, *BOK Issue Note*, 29: 1-36.
 21. 최진호, 2008. “한국 지역 간 인구이동의 선별성과 이동 이유”, 『한국인구학』, 31(3): 159-178.
 Choi, J.H., 2008. “Selectivity and Reasons for Inter-regional Migration in Korea”, *Korea Journal of Population Studies*, 31(3): 159-178.
 22. 한국경영자총협회, 2024. 『미취업 청년의 취업준비 실태조사 결과』, 한국경영자총협회.
 Korea Enterprises Federation, 2024. *Survey Results on Job Preparation Status of Unemployed Youth*, Korea Enterprises Federation.
 23. 홍성호·유수영, 2012. “세대별 시군구 간 인구이동 결정요인에 관한 실증분석”, 『서울도시연구』, 13(1): 1-19.
 Hong, S.H. and Yu, S.Y., 2012. “Determinants of Interregional Migration by Age Cohort among Korean Cities, Counties or Wards”, *Seoul Studies*, 13(1): 1-19.

24. Abadie, A. and Imbens, G.W., 2006. "Large Sample Properties of Matching Estimators for Average Treatment Effects", *Econometrica*, 74(1): 235-267.
25. Abadie, A. and Imbens, G.W., 2016. "Matching on the Estimated Propensity Score", *Econometrica*, 84(2): 781-807.
26. Ali, M.S., Groenwold, R.H., and Klungel, O.H., 2014. "Propensity Score Methods and Unobserved Covariate Imbalance: Comments on 'Squeezing the Balloon'", *Health Serv Res*. 49(3): 1074-1082.
27. Anselin, L., 1995. "Local Indicators of Spatial Association—LISA", *Geographical Analysis*, 27(2): 93-115.
28. Anselin, L., 2023. *An Introduction to Spatial Data Science with GeoDa, Volume 1: Exploring Spatial Data*, CRC Press.
29. Austin, P.C., Jembere, N., and Chiu, M., 2018. "Propensity Score Matching and Complex Surveys", *Stat Methods Med Res* 27(4): 1240-1257.
30. Brookhart, M.A., Schneeweiss, S., Rothman, K.J., Glynn, R.J., Avorn, J., and Stürmer, T., 2006. "Variable Selection for Propensity Score Models", *American Journal of Epidemiology*, 163(12): 1149-1156.
31. Borjas, G.J., 1995. "The Economic Benefits from Immigration", *The Journal of Economic Perspectives*, 9(2): 3-22.
32. Caliendo, M. and Kopeinig, S., 2008. "Some Practical Guidance for the Implementation of Propensity Score Matching", *Journal of Economic Surveys*, 22(1): 31-72.
33. DuGoff, E.H., Schuler, M., and Stuart, E.A., 2014. "Generalizing Observational Study Results: Applying Propensity Score Methods to Complex Surveys", *Health Services Research*, 49(1): 284-303.
34. Harris, J.R. and Todaro, M.P., 1970. "Migration, Unemployment and Development: A Two-Sector Analysis", *The American Economic Review*, 60(1): 126-142.
35. Heckman, J.J., Ichimura, H., and Todd, P.E., 1997. "Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Programme", *The Review of Economic Studies*, 64(4): 605-654.
36. Hill, J., 2008. "Discussion of Research Using Propensity-score Matching: Comments on 'A Critical Appraisal of Propensity-score Matching in the Medical Literature between 1996 and 2003' by Peter Austin, *Statistics in Medicine*", *Stat Med.*, 27(12): 2055-2061.
37. Lewis, A., 1954. "Economic Development with Unlimited Supplies of Labor", *The Manchester School*, 22(2): 139-191.
38. Pierce, N., 2025. "Why investing in Young People Has Never Been More Important", Paper presented at the World Economic Forum Annual Meeting 2025.
39. Ridgeway, G., Kovalchik, S.A., Griffin, B.A., and Kabeto, M.U., 2015. "Propensity Score Analysis with Survey Weighted Data", *J Causal Inference.*, 3(2): 237-249.
40. Rosenbaum, P.R. and Rubin, D.B., 1983. "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects", *Biometrika*, 70(1): 41-55.
41. Rubin, D.B. and Thomas, N., 1996. "Matching Using Estimated Propensity Scores: Relating Theory to Practice", *Biometrics*, 52(1): 249-264.
42. Sjaastad, L.A., 1962. "The Costs and Returns of Human Migration", *Journal of Political Economy*, 70(5): 80-93.
43. Stuart, E.A., 2010. "Matching Methods for Causal Inference: A Review and a Look Forward", *Statistical Science*, 25(1): 1-21.
44. Todaro, M.P., 1969. "A Model of Labor Migration and Urban Unemployment in Less Developed Countries", *The American Economic Review*, 59(1): 138-148.
45. Zhang, Z., Kim, H.J., Lonjon, G., and Zhu, Y., 2019. "Balance Diagnostics after Propensity Score Matching", *Ann Transl Med.*, 7(1): 16.

Date Received 2025-04-29
 Date Reviewed 2025-07-28
 Date Accepted 2025-07-28
 Date Revised 2025-10-28
 Final Received 2025-10-28