



역세권과 비역세권의 개별주택가격 시공간 차이 분석 - 시공간 큐브 모형과 성향 점수 매칭법을 활용하여 -

Exploring Spatio-Temporal Variations in Housing Prices between Transit-Station Areas (TSA) and Non-TSA - Application of Space-Time Cube Model and Propensity Score Matching -

이상완*
Sangwan Lee

■ Abstract ■

This study explored price differences of residential property prices between transit-station area (TSA) and non-transit-station area (non-TSA) from the view of space and time in Seoul from 2014 to 2023 and employed space-time cube model and propensity score matching. Several key findings are as follows. First, the spatial distribution of residential property prices was relatively high in areas such as Gangnam, Seocho, Songpa, Yongsan, Jongno and districts near the Seoul World Cup Stadium, maintaining a similar pattern from 2014 to 2023. The change in prices was much higher in 2014 on the riverside of Han River and in areas such as Gwangjin, Seongdong and Dongdaemun than in 2015. It had significantly grown in Gangnam, Yongsan and Mapo until 2023. Second, the differences of residential property prices between TSA and non-TSA areas expanded from KRW 17.7 million in 2014 to 77.7 million in 2022 and the volatility of prices increased from 0.6% in 2015/2014 to 10.4% in 2023/2014. Third, the TSA classified most 100×100m grids as consecutive hot spots, intensifying hot spots or oscillating hot spots, with a notable presence of diminishing cold spots appearing in areas with relatively low property prices. Conversely, the non-TSA categorized approximately 45% of the grids as cold spots, with the proportion of hot spot types downing compared to the TSA. This study is expected to (1) analyze the impact of the TSA to the price and change of residential property, (2) offer insights into both the spatial distribution and temporal changes in the price and the change and (3) present a methodologically advanced framework for upcoming researches.

Keywords: Transit-station areas, Housing prices, Space time cube, Propensity score matching

* 한국국토정보공사 공간정보연구원 선임연구원 | Research Associate, LX Spatial Information Research Institute, Korea Land and Geospatial Informatics Corporation | esangwan@lx.or.kr |

I. 서론

도시화가 급속히 진행됨에 따라 교통 접근성이 주택 가격에 미치는 영향은 중요한 연구 주제로 부상하고 있다(Ewing et al., 2017). 특히, 대중교통 정류장(철도나 지하철역 등)에 인접한 역세권(transit-station area, TSA)은 대중교통 이용 용이성으로 인해 주택 수요와 가격에 큰 영향을 미치는 지역으로 주목받고 있다(Ibraeva et al., 2020). TSA의 주택 가격은 교통 접근성의 혜택으로 인해 다른 지역에 비해 상승할 가능성이 크며(Li and Huang, 2020), 이는 대중교통 수단을 자주 이용하는 주민들에게 출퇴근의 편리함과 시간 절감이라는 실질적인 이익을 제공하기 때문이다(Kay et al., 2014). 또한, TSA 내 상업, 문화, 주거지 등의 혼합 개발로 인해 생활 편의 시설이 집중되는 경향이 있어 주거 환경의 질도 향상된다. 결과적으로 역세권 지역은 상업적, 주거적 가치가 상승하면서 주택 가격이 비역세권 지역에 비해 높은 수준을 유지하게 된다(Tan et al., 2019). 반면, 비역세권(non-transit station area, non-TSA)은 상대적으로 낮은 교통 접근성으로 인해 이러한 혜택을 누리기 어려우며, 따라서 주택 가격 상승의 영향이 적을 수 있다(Dawkins and Moeckel, 2016).

본 연구는 이러한 역세권과 비역세권 간의 개별주택 가격 차이를 시공간적 관점에서 분석하고자 하며, 이를 통해 정책 결정자들에게 역세권 개발과 관련한 사회적 형평성 문제를 해결하는 데 기여할 수 있는 중요한 근거를 제공하고자 한다. 본 연구는 서울특별시를 연구 대상으로 설정하

고, 분석 기간을 2014년부터 2023년까지로 한정하였다. 실증 분석은 시공간 큐브 모형(space-time cube model, STCM)을 기반으로 TSA의 개별주택가격의 시공간 공간분포 패턴을 파악하고, 성향 점수 매칭법(propensity score matching, PSM)을 적용하여 TSA와 Non-TSA 간의 개별주택가격 차이를 비교 분석하였다. 본 연구는 국토정보플랫폼(map.ngii.go.kr)에서 제공하는 데이터를 활용하였으며, 분석은 R Studio와 ArcGIS Pro를 통해 수행하였다.

II. 선행연구 고찰

1. 이론적 배경

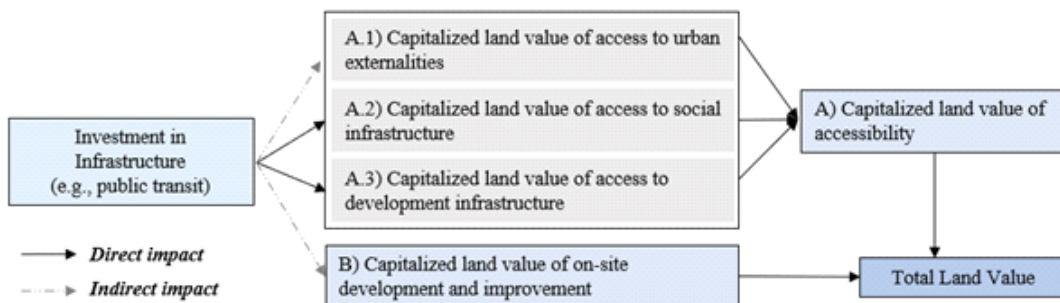
토지는 공간적으로 이동할 수 없기 때문에, 그 위치는 토지의 가치를 결정하는 본질적인 속성이다(McIntosh et al., 2014). 도시 경제 이론은 교통 개발이 역 근처의 접근성을 개선하여 인근 부동산의 가치가 증가할 수 있음을 인정해왔다(Alonso, 1960; Mills, 1972; Muth, 1969). Von Thünen(1826년)은 이 관계의 기본 틀을 처음으로 이론화하였으며, 그는 농지가 더 접근하기 쉬울수록 그 가치가 높아진다고 주장하였다. 이후 연구에서는 Alonso(1964)의 bid rent theory가 Von Thünen 모델을 확장하여 공간의 주거, 상업 및 산업 시장에 대한 경제적 균형을 제시하였다. 그는 부동산 가치와 밀도가 중심 상업 지구까지의 거리의 함수라고 주장하며, 사람들이 공간과 교통 비용, 그리고 토지 가치 사이에서 거래를

한다는 이론을 정립하였다. 결론적으로, 새로운 교통 인프라가 부동산 가치에 미치는 영향을 가정할 때, 높은 접근성으로 인해 통행 비용과 시간이 줄어들면 가치는 부동산 가치가 상승하도록 입찰할 수 있으며, 이를 보상(compensation) 원칙이라고 한다.

〈그림 1〉은 교통 접근성과 역 주변의 부동산 프리미엄 간의 메커니즘을 보여준다(Fensham and Gleeson, 2003; Medda, 2012). 총 토지 가치는 두 가지 주요 요소로 구성된다: (1) 자연 및 사회 자원에 대한 접근의 자본화된 토지 가치, 그리고 (2) 현장 개발, 건설 및 개선의 자본화된 토지 가치이다. 즉, 대중교통에 대한 투자는 사회 기반 시설과 개발 기반 시설에 대한 자본화된 토지 가치에 영향을 미칠 수 있음을 의미한다. 즉, 부동산 시장에 대한 일반 경제 이론은 위치가 더 매력적으로 변하면 수요가 증가하고, 이는 다시 가격 상승을 초래한다는 것이다(Debrezion et al., 2007). 이 이론들은 교통 접근성이 위치를 더 매력적으로 만들기 때문에 대중교통 중심점이 부동산 가치로 확장된다고 주장하였다(Mulley and Tsai, 2016).

2. 실증연구 검토

역세권의 부동산 가치에 미치는 영향을 실증적으로 분석한 많은 연구들이 진행되어 왔다(Sun et al., 2015). 기존 실증 연구는 역세권과 주택가격의 상관성(association)에 대한 분석이 주를 이루며, 헤도닉 모형(hedonic model)을 활용하여 분석을 진행하고 있다. 예를 들면, Duncan(2008)의 연구는 미국 캘리포니아주 샌디에고를 대상으로 철도역에서의 주거 부동산 가격을 분석한 결과, 단독주택과 콘도미니엄이 철도역 접근성에 따라 각각 약 \$12,000, \$22,000의 프리미엄을 나타냈다. 이 연구는 거리 기반의 접근성이 부동산 가격에 중요한 영향을 미친다는 점을 입증했다. Pagliara and Papa(2011) 또한 유사한 결과를 도출하였는데, 나폴리에서 철도역과 도보 거리 500m 이내의 부동산이 대조 지역보다 높은 가치를 보이는 것으로 파악하였다. Celik and Yankaya(2006)는 터키 이즈미르의 철도 교통이 주변 주거용 부동산에 미치는 프리미엄을 평가하였고, 교통 근접성에 따른 프리미엄이 미터당



자료 : Medda(2012: 155, 156)을 재구성함.

〈그림 1〉 교통 인프라 확충에 따른 토지 가격 변화 메커니즘

250~300달러로 나타났다.

역세권이 주택가격에 미치는 인과관계(causality)에 대한 실증 연구 사례도 많이 존재하며, 이러한 연구들은 주로 이중차분법(difference-in-difference, DID)을 주로 활용하고 있다. Kim and Lahr (2014)와 같은 경우는 뉴저지의 Hudson-Bergen 경전철을 연구하여, 역 주변 주거 부동산의 가격이 특히 역에서 1/4마일 이내에 집중적으로 상승함을 밝혔다. 이 연구는 DID를 사용하여 경전철 노선의 개통 전후 시점에서의 가격 변화를 분석한 것이 특징이다. 또한, Song et al.(2019)은 영국 런던의 DLR(Docklands Light Railway)이 부동산 가치에 미치는 시간적 변화를 분석하며, 공간적 자기상관을 고려한 회귀 분석(spatial autoregressive model)을 통해 교통 인프라의 개선이 주택 가격에 미치는 비선형적 영향을 구체적으로 평가했다. 이 연구는 시간 경과에 따른 변화까지 포함한 점에서 다른 연구와 차별성을 가진다.

국내 연구들 또한 철도 및 대중교통의 접근성이 부동산 가격에 미치는 영향을 일관되게 입증하고 있다. 임지훈 외(2013)의 연구는 KTX 개통이 역세권 토지의 공시지가 변동에 미친 영향을 분석하였다. 패널 데이터 분석을 통해 익산, 목포, 밀양, 계룡 등의 역세권에서 공시지가가 KTX 개통 이후 모두 상승했음을 확인하였으며, 이 중 계룡 역에서는 가장 높은 상승률을 보였다. 이는 고속철도 역세권 개발의 경제적 파급 효과를 실증적으로 보여주는 사례다. 강창덕(2021)은 서울의 지하철역 반경 500m 이내에 위치한 주거 및 비주거용 부동산 가격이 모두 높다는 점을 발견하였다. 강창덕(2023)은 용산역, 서울역, 고속버스터미

널의 접근성에 따른 토지가격의 프리미엄을 회귀 분석을 통해 분석했으며, 고속버스터미널이 가장 높은 프리미엄을 보였다.

시간 변화에 따른 대중교통 접근성에 따른 주택가격 변화를 분석한 연구는 부족한 실정이며, 박채원·권영상(2023)이 광역급행철도(GTX) A 노선의 착공에 따른 서울역 개별 공시지가 증감률을 분석하였으며, 2017년 대비 2018년에는 8.03%, 2018년 대비 2019년에는 12.19% 상승한 것으로 나타났다. 또한, 연신내역의 경우 4.95%와 11.03%의 지가 상승을 보였고, 수서역에서는 개별 공시지가 상승률이 가장 높은 것으로 나타났다. 홍성표(2023)는 우이신설 경전철 개통에 따른 공시지가 변동을 분석하였으며, 프리미엄이 2년 동안 12,868원/㎡에 달한 것으로 파악되었다.

3. 본 연구의 차별성

본 연구는 기존 연구들이 제시한 철도 접근성과 주택 가격 간의 관계를 바탕으로 다음과 같은 차별성을 지닌다. 첫째, 본 연구는 2014년부터 2023년까지의 데이터를 활용하여 장기적인 시공간적 변화를 고려하였다. 이는 단기적인 가격 변동뿐만 아니라 시간이 지남에 따라 나타나는 역세권의 장기적 부동산 가치 변화를 심층적으로 분석할 수 있도록 한다.

둘째, 본 연구는 STCM을 도입하여 역세권의 시공간적 패턴 분석 결과를 도출하였다. 이는 역세권 지역의 공간적 분포와 시간적 변화를 명확히 드러내어, 역세권의 지리적 변화를 보다 명료하게 파악할 수 있도록 한다.

셋째, PSM을 통해 교통 접근성과 관련된 변수를 통제함으로써, TSA effect(역세권과 비역세권 간의 개별주택가격 차이)를 명확하게 규명하고 있다.

넷째, 본 연구는 공시지가가 아닌 개별 주택 가격을 기준으로 분석을 진행하였다. 개별 주택 가격은 실제 시장에서의 거래가치를 반영하며, 공시지가보다 더 정확하고 시장가치를 파악할 수 있게 도와준다.

III. 연구모형

본 연구는 STCM과 PSM을 활용하여, 2가지 질문에 대해 답하고자 한다. 첫째, 서울특별시에서 TSA 지역과 non-TSA 지역의 주택 가격 변동 패턴은 어떻게 시공간적으로 다르게 나타나는가? 둘째, 서울특별시 내 TSA와 non-TSA 간의 개별주택가격의 차이는 얼마이며, 이는 10년 동안 어떻게 변해 왔나?

1. 시공간 큐브 모형

본 연구는 먼저 시공간 큐브 모형(STCM)을 활용하여 서울특별시의 개별주택가격의 시공간 변화를 분석하였다.

1) 모형 설명

STCM은 공간적 사건의 발생 패턴을 시간의 흐름과 함께 분석하기 위한 기법으로, 공간 데이터의 시간적 변화와 공간적 분포를 동시에 시각화

하고 분석하는 데 활용된다. STCM은 주로 공간 내에서 발생하는 특정 사건(예: 주택 가격 상승 또는 하락)의 시공간적 변화를 추적하며, 이를 통해 핫스팟(hot spot) 또는 콜드스팟(cold spot)의 생성, 소멸 및 패턴의 지속성을 분석한다. 이 방법론은 시공간적 관계를 명확히 이해하고, 특정 지역에서 시간에 따른 부동산 가격 변동을 분석할 수 있는 중요한 도구이다(Morckel and Durst, 2023).

핫스팟 분석은 공간적 집적의 통계적 유의성을 평가하는 반면, STCM은 시계열 데이터를 통합하여 시간과 공간의 집적 변화를 동시에 분석할 수 있다. 이를 통해 서울특별시 개별주택 가격이 특정 기간에 걸쳐 어떤 시점에서 집중적으로 상승하거나 하락하는지를 파악하고, 그 변화를 시각화할 수 있다. 예를 들어, 역세권과 비역세권 간의 주택 가격 변화 패턴을 분석하는 데 STCM은 유용하다(양지철 외, 2023; Fan et al., 2022).

최근 다양한 분야의 연구에서 STCM을 활용하고 있으며(Xu et al., 2022), 하정원 외(2021)는 STCM을 활용하여 COVID에 따른 서울시 소상공 매출에 대한 시공간 분석을 진행하였다.

2) 변수 및 기술통계량

본 연구의 주요 데이터는 2014년부터 2023년까지의 100m×100m 격자 단위의 서울특별시 개별주택가격이며, 국토정보플랫폼에서 취득하였다. 전체 샘플 수는 35,368개이다. <표 1>의 기초통계량 분석 결과, 2014년 평균 362백만 원에서 2023년 614백만 원으로 개별주택가격이 상승한 것으로 나타났다. 또한, 2014년 대비 2015

〈표 1〉 개별주택가격 관련 변수의 기술통계

변수명	평균	표준편차	최소	최대
연도별 개별주택가격(단위: 백만 원)				
2014	362	280	1	5,835
2015	394	311	2	6,993
2016	394	308	2	6,993
2017	415	334	2	8,360
2018	447	382	2	9,579
2019	516	525	2	13,823
2020	552	550	2	14,180
2021	607	608	2	15,235
2022	669	680	2	16,575
2023	614	607	2	17,450
2014년 대비 개별주택가격변동률(단위: 퍼센트)				
2015/2014	9	11	-86	459
2016/2014	9	11	-86	459
2017/2014	15	13	-86	494
2018/2014	23	16	-85	523
2019/2014	38	24	-84	579
2020/2014	48	27	-83	566
2021/2014	62	33	-82	561
2022/2014	77	41	-83	597
2023/2014	65	37	-86	564

년 개별주택가격 변동률(2015/2014)은 평균 9%이며, 2014년 대비 2023년 변동률(2023/2014)은 65%였다.

3) 분석 절차

첫 번째 스텝은 ArcGIS Pro 2.5에서 데이터를 불러온 후 100m×100m 격자를 빈(bin)으로 1년 단위를 시간 간격(time step interval)으로 설정하고 STCM(NC file)을 구축한다. 두 번째는

emerging hot spot analysis에서 NC file를 불러온 후 분석 변수(analysis variable)를 개별주택가격으로 설정하고 공간 관계(conceptualization of spatial relationship)를 K-nearest neighbors로 설정하고 분석을 진행한다. 세 번째로, Mann-Kendall 검정을 통해 핫스팟과 콜드 스팟의 경향 변화를 평가한다. 마지막으로, 도출된 결과인 각 빈(bin)의 Z-score, p-value, 특히 〈표 2〉의 17가지 핫스팟 분류에 대한 분석을 진행한다.






2. 성향 점수 매칭법

본 연구는 성향점수매칭법(PSM)을 활용하여 처치그룹(treatment group)인 TSA와 유사한 특성을 지닌 대조 그룹(control group)인 non-TSA 간의 매칭을 하였다. 그리고 Paired t-test를 통해 유사한 특성을 지닌 두 그룹(TSA, non-TSA)간의 개별주택가격과 개별주택가격 변동률의 차이를 분석하였다.

1) 모형 설명

성향 점수 매칭법(PSM)은 처치그룹(treatment group)과 대조그룹(control group) 간의 비교 분석에서 혼란 변수를 통제하여 비선택 편향(bias)을 줄이는 통계 기법이다. Rosenbaum and Rubin(1983)에 의해 개발된 이 방법은 두 그룹이 유사한 특성을 가지도록 성향 점수(propensity score)를 기반으로 매칭하여, 그룹 간 차이를 분석할 수 있도록 한다(Dong, 2017). 성향 점수는 개별 주택의 특성이나 사회적·경제적 변수를 바탕으로 두 그룹을 최대한 유사하게

〈표 2〉 시공간 큐브 모형을 통해 도출된 17가지 패턴 설명

패턴		설명
No Pattern Detected		No pattern detected
Intensifying Hotspot		Locations that become hotspots are statistically significant during 90% of time step intervals, including final time step intervals. The intensity of high clustering amounts in each time step increases overall and is statistically significant.
Persistent Hotspot		Locations that become hotspots are statistically significant for 90% of time step intervals in the absence of trends indicating an increase or decrease in clustering intensity over time.
Oscillating Hotspot		A statistically significant hotspot for the last time step interval has a history as a statistically significant cold spot previously. Less than 90% of time step intervals have become statistically significant hotspots.
Sporadic Hotspot		The location of the hotspot is on-again rather than off-again. Less than 90% of time step intervals become statistically significant hotspots, and no time step interval is a statistically significant cold spot.
New Hotspot		The location is a statistically significant hotspot for final time step intervals and has never been a statistically significant hotspot before.
Diminishing Hotspot		Locations that become hotspots are statistically significant during 90% of time step intervals, including final time step intervals. The intensity of the high number of groupings at each time step decreased statistically significantly overall.
Historical Hotspot		The most recent period is not hot, but at least 90% of time step intervals have become statistically significant hotspots.
Consecutive Hotspot		Locations with one hotspot path are statistically significant without any interference in final time step intervals. Locations were never statistically significant hotspots before the last hotspot was run, and less than 90% of all bins were statistically significant hotspots.
Intensifying Cold spot		Locations that become cold spots are statistically significant during 90% of time step intervals, including final time step intervals. The intensity of low clustering amounts at each step time increases overall and is statistically significant.
Persistent Cold spot		Locations that become cold spots are statistically significant during 90% of time step intervals in the absence of trends indicating an increase or decrease in clustering intensity over time.
Oscillating Cold spot		A statistical cold spot for the last time step interval has a history as a statistically significant hotspot during the previous step time. Less than 90% of time step intervals have become statistically significant cold spots.
Sporadic Cold spot		Cold spot location is on-again rather than off-again. Less than 90% of time step intervals become statistically significant cold spots, and no time step interval is a statistically significant hotspot.
New Cold spot		The location is a statistically significant cold spot for final time step intervals and has never been a statistically significant cold spot before.
Diminishing Cold spot		Locations that become cold spots are statistically significant during 90% of time step intervals, including final time step intervals. The low number-grouping intensity at each time step experiences a statistically significant overall decrease.
Historical Cold spot		The most recent period is not cold, but at least 90% of time step intervals have become statistically significant cold spots.
Consecutive Cold spot		Locations with one cold spot track are statistically significant without any interruptions in final time step intervals. Locations were never statistically significant cold spots before the last cold spot was run, and less than 90% of all bins were statistically significant cold spots.

주 : ESRI. How emerging hot spot analysis works—ArcGIS Pro|Documentation (Accessed on August 9, 2024) Available online: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmoreemerging.htm>

매칭함으로써, 특정 요인의 영향을 보다 정확하게 분석할 수 있게 한다.

PSM은 TSA가 미치는 영향에 대한 분석에 활용되고 있으며(Dong, 2021), Lee(2023a, 2023b)는 TSA에서 개인이 주택 및 교통지출에 미치는 영향에 대해 분석하였다.

2) 변수 및 기술통계량

처치그룹인 TSA를 서울특별시 모든 지하철역에서 network distance 기준 반경 500m(도보권)로 설정한다. 이 거리 기준은 여러 선행 연구를 기반으로 설정하였고(Jamme et al., 2019; Kumar et al., 2020), 또한 서울시 「역세권 장기전세주택 건립 관련 지구단위계획 수립 및 운영 기준」에서 제시하는 거리(500m)를 활용하였다.

처치그룹과 대조그룹 간 매칭에 활용할 개별주택가격에 영향을 미칠 수 있는 12가지 도시공간구조 및 사회·경제적 특성을 국토정보플랫폼을 통해 취득하였다(〈표 3〉). 이 특성들은 기존 문헌에서 개별주택가격에 대한 헤도닉 모델링(hedonic model)을 구축 시 주로 활용되는 통제변수들이다(Nicholls, 2019). 변수들의 기술통계량은 〈표 4〉와 같다.

PSM 전 격자 샘플 수는 35,368개였으나, 매칭 후에는 20,628개(각각 TSA와 non-TSA가 10,314개 격자)로 감소하였다.

3) 분석 절차

R Studio의 MatchIt 패키지를 사용하여 성향점수 매칭을 수행하였으며, nearest neighbor method를 적용하여 각 역세권 주택에 대해 가장

〈표 3〉 성향점수매칭법에 활용된 변수 설명

변수명	설명
X1	평균 건축 면적(단위: m^2)
X2	전체 건축물 수
X3	평균 건축물 높이(단위: m)
X4	평균 대지 면적(단위: m^2)
X5	평균 연면적(단위: m^2)
X6	로그변환 평균 공시지가(단위: 원/ m^2)
X7	평균 공원까지의 거리(단위: km)
X8	평균 초등학교까지의 거리(단위: km)
X9	토지이용 복합도
X10	토지이용 압축도
X11	전체 인구수
X12	64세 이상 인구수

〈표 4〉 성향점수매칭법에 활용된 변수의 기술통계

변수명	평균	표준편차	최소	최대
X1	176	390	20	48,112
X2	27	16	1	155
X3	14	6.2	2	120
X4	706	8,565	26	1,142,096
X5	830	1,196	33	46,503
X6	4	3	0.02	42
X7	0.56	0.57	0.04	18
X8	0.71	0.56	0.02	18
X9	11	2	1	18
X10	145	62	0.53	578
X11	59	44	0	610
X12	279	192	0	1,571

유사한 비역세권 주택을 매칭하였다. Caliper width는 0.2로 설정하여 통제 변수에 의한 편향을 최소화하였다. 매칭된 데이터의 균형 검증을

위해 SMD(standardized mean difference), eCDF(empirical cumulative density functions), VR(variance ratio) 등의 지표를 사용하였다.

그리고, PSM 결과에 대한 검증(balance diagnostics)을 진행한다. 구체적으로, 본 연구는 표준화 평균 차이(SMD), 경험적 누적 분포 함수(eCDF), 그리고 분산 비율(VR)을 사용했다.

PSM에 대한 검증이 마무리되면, paired t-test와 다중회귀분석(ordinary least square regression, OLS)을 활용하여 TSA와 non-TSA 간의 2014년부터 2023년까지의 개별주택가격과 개별주택가격 변동률에 대한 차이를 분석하여 TSA가 부동산에 미친 영향(TSA effect)에 대해 시계열적인 분석을 진행하였다.

동률이 높은 것으로 나타났으며, 광진, 성동, 동대문구의 개별주택가격 상승률이 높은 것으로 나타났다. 2014년 대비 2023년(2023/2014)의 경우 다른 변화 패턴을 보였는데, 강남, 용산, 마포구의 주택가격 상승률이 두드러졌다.

〈그림 3〉은 TSA와 non-TSA 간의 개별주택가격 및 개별주택가격 변동률의 시계열 변화에 대한 분석 결과이다. 먼저 TSA와 non-TSA 간의 개별주택가격 차이는 2014년 17.7백만 원이었으며 그 차이는 시간이 지날수록 커져, 2022년 77.7백만 원으로 나타났다. 개별주택가격 변동률 차이 또한 2015/2014에 0.6%였으며, 2023/2014에 10.4%까지 벌어지는 것으로 나타났다.

2. 시공간 큐브 모형 분석 결과

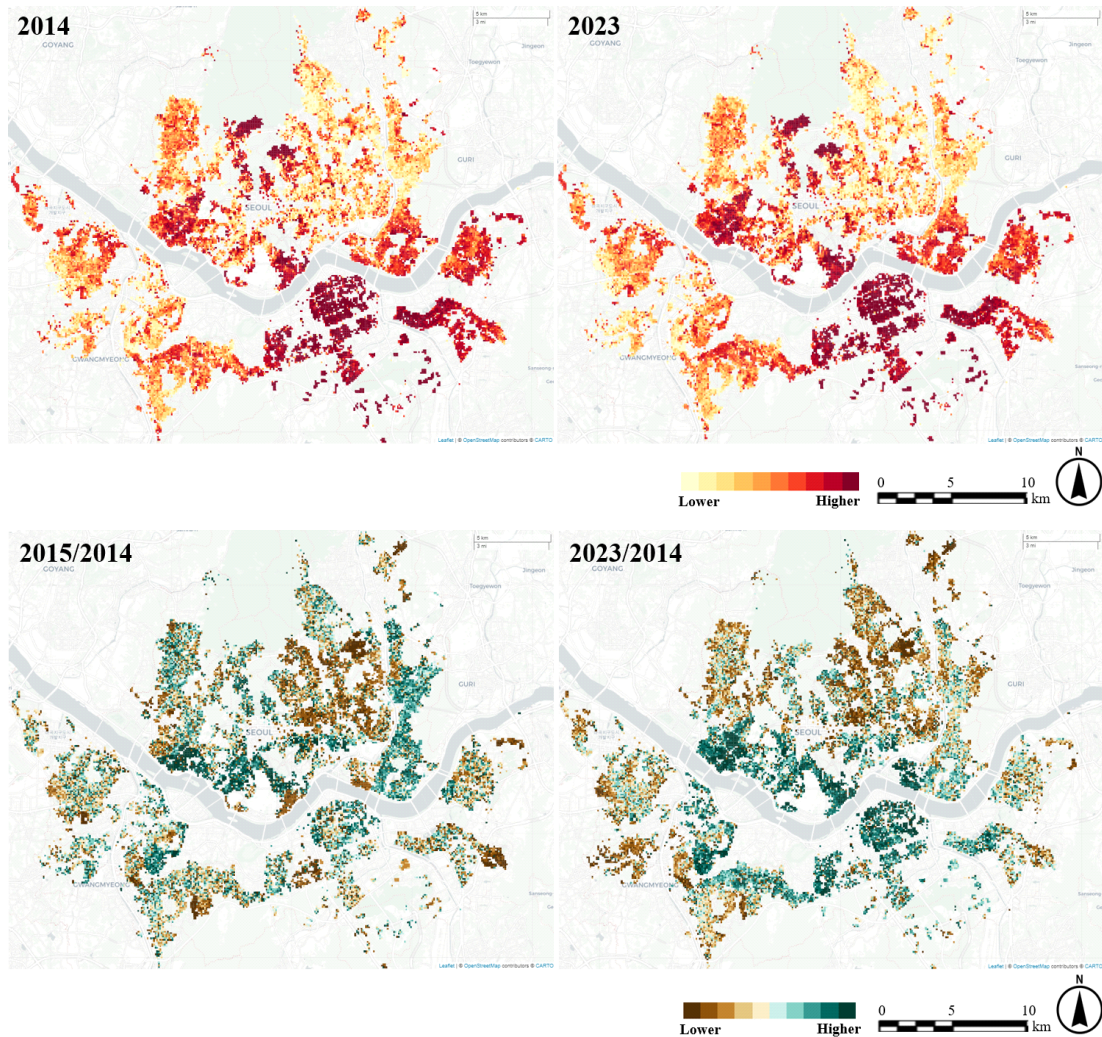
IV. 분석 결과

1. 기초통계 분석 결과

본 장은 본 연구의 주요 결과에 앞서, 먼저 본 연구에서 활용한 개별주택가격 데이터에 대한 기초통계 분석 결과를 제시하였다. 〈그림 2〉는 개별주택가격과 개별주택가격 변동률에 대한 공간적 분포를 분석한 결과이다. 개별주택가격 공간 분포 분석 결과 예상한 바와 같이 강남, 서초, 송파, 용산, 종로구, 서울월드컵경기장 인근 지역 등의 지가가 상대적으로 높은 것으로 나타났으며, 2014년과 2023년 모두 유사한 패턴을 보였다. 또한, 개별주택가격 변동률의 경우 2014년 대비 2015년(2015/2014)의 경우 한강변을 따라 변

본 연구는 2014년부터 2023년까지의 서울특별시 개별주택 가격 데이터를 사용하여 핫스팟 및 콜드스팟의 시계열적 변화를 분석하였다. 분석 단위는 100m×100m 격자로 설정되었으며, STCM을 통해 각 격자 단위에서 주택 가격의 시간적 추세를 시각화하고 분석한 결과를 본 장에 제시한다.

〈그림 4〉는 2014년부터 2023년까지 10년 동안 서울특별시 개별주택가격의 시공간 변화 패턴을 SPC 분석을 통해 나타낸 결과를 보여준다. 분석은 〈표 1〉에 제시된 17가지 시공간 유형을 기준으로 수행되었으며, 그 결과는 다음과 같다. 강남구, 잠실, 서초구는 대부분 개별주택가격이 통계적으로 유의미하게 높은 핫스팟으로 분석되었다. 특히, 이들 3개 구역의 대부분 지역이 intensifying hot spot 또는 consecutive hot spot으로 분류

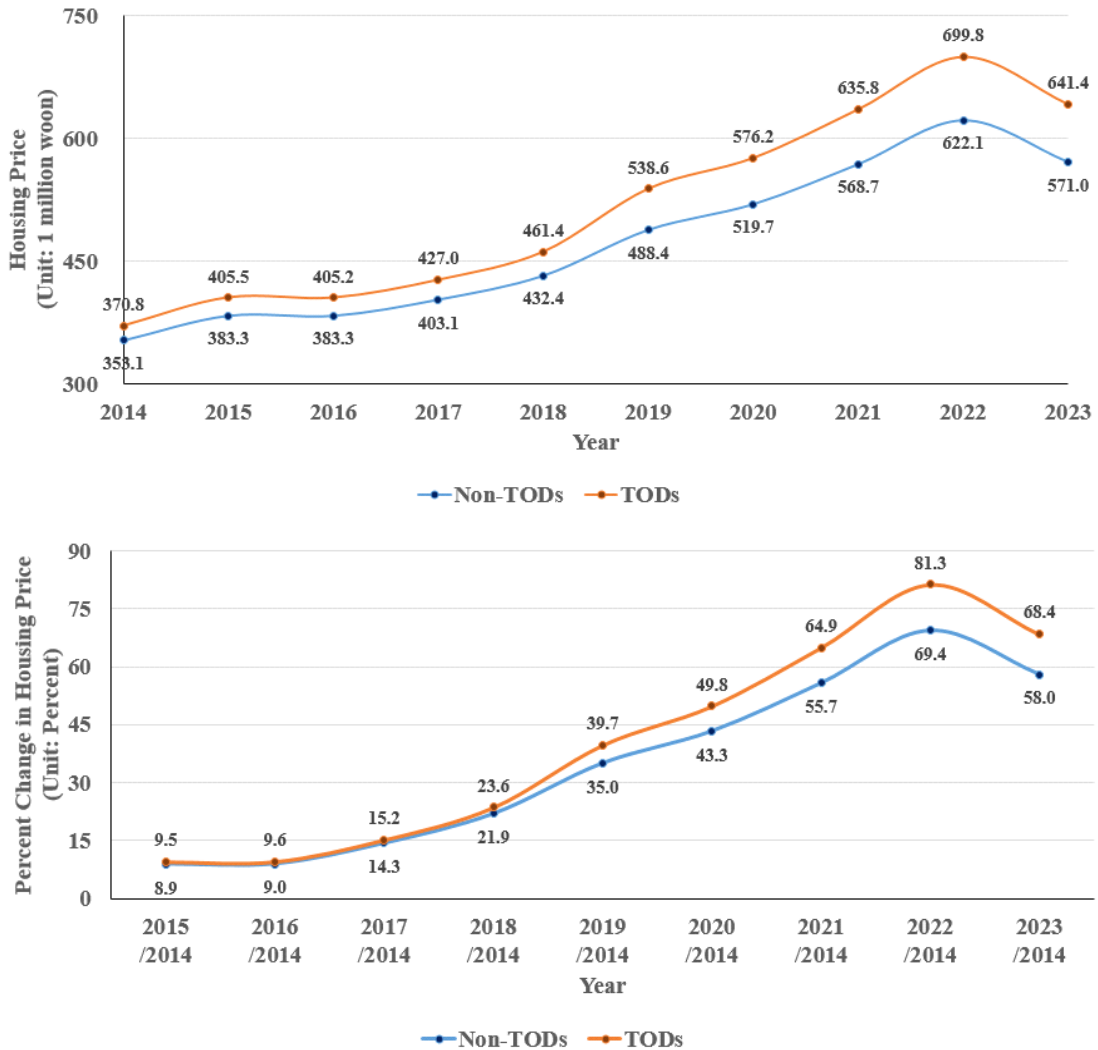


〈그림 2〉 선택된 연도별 개별주택가격 및 개별주택가격 변동률의 공간 분포 분석

되었으며, 이는 해당 지역의 개별주택가격이 10년 동안 다른 지역에 비해 지속적으로 높은 수준을 유지하거나 그 차이가 더욱 확대된 경향을 시사한다. 용산구, 마포구, 종로구에서도 유사한 공간적 패턴이 관찰되었으며, 이들 지역 또한 intensifying hot spot과 consecutive hot spot이 집중적으로 나타났다. 반면, 강북 지역은

대체로 cold spot으로 나타났으며, 이 지역들에서는 consecutive cold spot, diminishing cold spot, persistent cold spot이 두드러지게 나타났다.

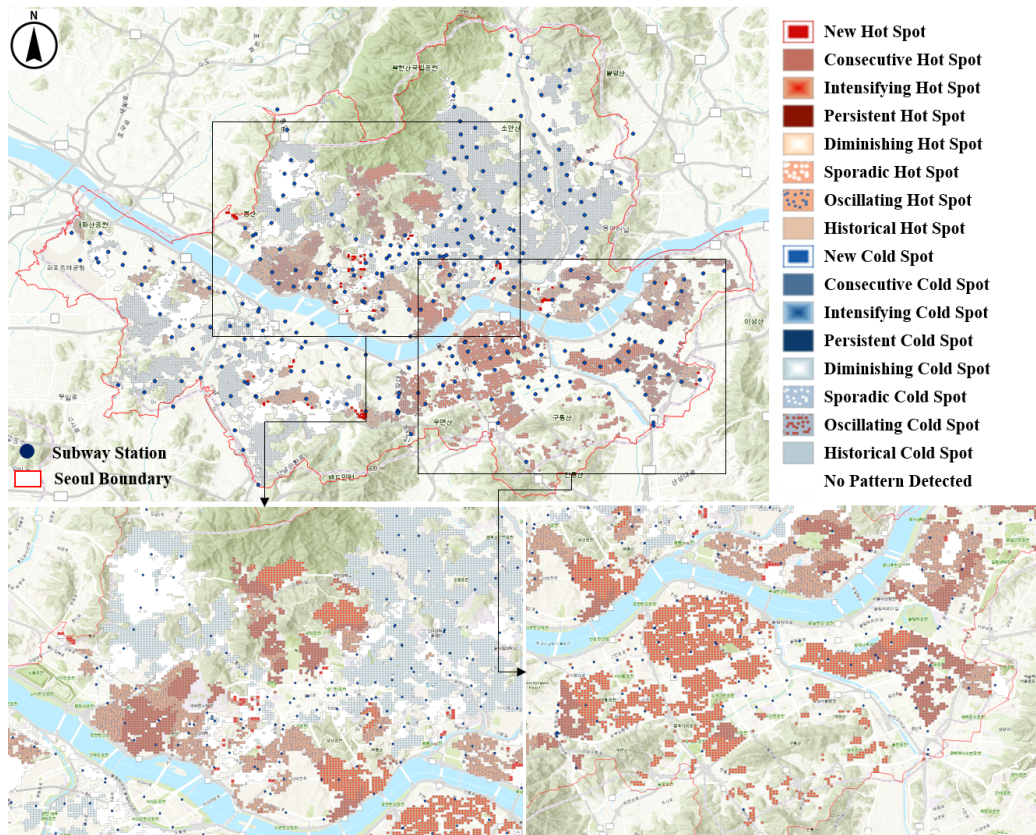
〈표 5〉는 TSA와 non-TSA 집단에서 17가지 시공간 유형의 분포를 나타내는 격자의 수와 비율을 보여준다. TSA 집단에서 핫스팟(hot spot) 유



〈그림 3〉역세권과 비역세권의 개별주택가격 및 개별주택가격 변동률 시계열 변화 분석 결과

형이 주요하게 나타난 반면, non-TSA 집단에서는 상대적으로 콜드스팟(cold spot) 유형이 많이 관찰되었다. TSA 집단의 주요 핫스팟 유형으로는 consecutive hot spot(9.84%), intensifying hot spot(11.62%), oscillating hot spot(16.88%) 등이 있었다. 이는 주택 가격이 일정 기

간 동안 지속적 또는 점진적으로 상승하는 지역이 많음을 시사한다. 특히 oscillating hot spot은 주택 가격이 상승과 하락을 반복하면서도 전반적으로 상승하는 경향을 나타내는 패턴으로, 역세권 지역이 주거 수요에 따라 지속적으로 높은 가치 상승을 보이는 것을 보여준다. 반면, diminishing



〈그림 4〉 시공간 큐브 모형 분석 결과

cold spot(33.08%)은 과거에 주택 가격이 낮았으나 시간이 지나면서 점차 상승하는 패턴으로, 이는 역세권 개발이 저평가된 지역의 주택 가격 상승을 유도했음을 시사한다.

Non-TSA의 경우, 핫스팟보다는 콜드스팟 유형이 더 많았다. Cold Spot 격자의 비율이 약 45%로 나타나, 주택 가격이 지속적으로 낮거나 감소하는 패턴을 보였다. Consecutive hot spot (9.76%), intensifying hot spot(9.52%), new hot spot(0.24%), oscillating hot spot(12.64%)의 비율은 TSA보다 낮았다. 이는 비역세권 지역

이 상대적으로 가격 상승이 덜 활발하고, 주거 가치의 성장 가능성이 제한적이라는 것을 의미한다.

3. 성향점수매칭법 분석 결과

본 연구에서는 성향 점수 매칭법(PSM)을 사용하여 역세권(TSA) 지역과 비역세권(non-TSA) 지역 간의 주택 가격 차이를 분석하였다. PSM은 두 집단 간의 사회적·경제적 특성이 유사하도록 매칭하여, 역세권 개발이 주택 가격에 미친 영향을 통계적으로 유의미하게 분석할 수 있는 방법론

〈표 5〉 시공간 큐브 모형 분석 결과의 기술통계량

패턴	역세권		비역세권	
	빈도수	백분율(%)	빈도수	백분율(%)
Consecutive hot spot	2,441	9.84	1,133	9.76
Intensifying hot spot	2,883	11.62	1,105	9.52
New hot spot	174	0.70	28	0.24
Oscillating hot spot	4,186	16.88	1,468	12.64
No pattern detected	6,834	27.55	2,738	23.58
Consecutive cold spot	24	0.10	0	0.00
Diminishing cold spot	8,206	33.08	5,135	44.22
Sporadic cold spot	55	0.22	5	0.04
Persistent cold spot	1	0.00	0	0.00
합계	24,804	100.00	11,612	100.00

이다. 즉, PSM을 통해 두 집단 간에 잠재적 편향을 제거함으로써 역세권 여부에 따른 순수한 주택 가격 변화를 평가할 수 있다.

〈표 6〉은 PSM을 통해 매칭된 TSA와 non-TSA 그룹의 검증 결과를 제시하고 있다. 초기 격자 샘플 수는 35,368개였으나, 매칭 후에는 20,628개(각각 TSA와 non-TSA가 10,314개 격자)로 감소하였다. SMD, eCDF, VR 등을 사용하여 매칭이 효과적으로 이루어졌는지 검증하였으며, 매칭 후 대부분의 변수에서 SMD가 0.25를 초과하지 않음을 확인할 수 있었다. 이는 두 집단 간 특성이 유사해졌음을 의미하며, PSM이 효과적으로 작동했음을 나타낸다. 또한, PSM 적용 전후의 SMD, eCDF, VR의 개선을 고려할 때, TSA와 non-TSA 간의 12가지 특성이 초기에는 상당히 차이가 있었으나, PSM을 통해 유사한 형태로 변화했음을 보여준다.

〈표 7〉은 2014년부터 2023년까지 PSM으로

매칭된 TSA와 non-TSA 간의 주택 가격 차이를 분석한 결과이다. Paired t-test를 통해 두 집단 간 평균 주택 가격 차이를 평가하였다.

2019년 이전에는 두 집단 간의 가격 차이가 통계적으로 유의미하지 않음을 보여주었으나, 2019년부터 통계적으로 유의미한 차이가 나타나기 시작하였다. 예를 들어, 2019년에는 TSA와 non-TSA 간의 평균 주택 가격 차이가 약 11.424백만 원으로 측정되었으며, 이는 p-value가 0.056으로 유의미한 차이를 나타냈다. 2021년에는 그 차이가 19.064백만 원, 2022년에는 22.449백만 원으로 증가하였으며, 2023년에는 소폭 감소하여 19.768백만 원으로 나타났다. 2023년의 감소는 전체적인 주택 시장의 가격 하락에 따른 결과로 해석된다. 이 결과는 TSA(역세권) 지역이 시간이 지남에 따라 비역세권보다 주택 가격 상승의 혜택을 더 많이 받았다는 점을 시사한다.

〈표 8〉은 TSA와 non-TSA의 주택 가격 시계

〈표 6〉 성향 점수 매칭법 검증 결과

변수명	성향 점수 매칭법 이전			성향 점수 매칭법 이후		
	SMD	VR	eCDF	SMD	VR	eCDF
X1	0.020	0.266	0.013	0.009	1.614	0.011
X2	0.149	1.116	0.022	0.011	1.060	0.004
X3	0.197	1.103	0.045	0.044	0.827	0.015
X4	0.016	0.318	0.019	0.009	0.537	0.024
X5	0.052	0.866	0.034	0.027	0.894	0.007
X6	0.493	2.113	0.191	0.150	1.663	0.062
X7	0.012	0.738	0.031	0.012	0.885	0.019
X8	0.075	0.686	0.020	0.035	0.935	0.017
X9	0.557	0.833	0.069	0.105	0.926	0.015
X10	0.538	1.164	0.130	0.114	1.063	0.029
X11	0.053	0.978	0.011	0.026	1.033	0.006
X12	0.147	0.880	0.022	0.052	1.062	0.009
샘플 수	35,368			20,628		

주 : SMD, standardized mean difference; VR, variance ratio; eCDF, empirical cumulative density functions.

〈표 7〉 성향 점수 매칭법으로 도출된 역세권과 비역세권 간의 평균 개별주택가격 차이(단위: 백만 원)

연도	평균			95% 신뢰구간		p-value
	역세권	비역세권	차이	하한	상한	
2014	339.102	339.103	-0.001	-6.457	6.455	0.998
2015	369.684	367.884	1.800	-5.326	8.926	0.625
2016	369.749	367.859	1.890	-5.229	9.009	0.602
2017	389.753	386.954	2.799	-4.950	10.549	0.479
2018	419.436	414.781	4.655	-4.177	13.487	0.301
2019	481.017	469.593	11.424	-3.130	23.160	0.056
2020	513.709	499.772	13.937	1.774	26.099	0.024
2021	565.894	546.830	19.064	5.421	32.706	0.006
2022	621.393	598.944	22.449	7.128	37.770	0.004
2023	571.369	551.601	19.768	6.343	33.193	0.003

열적 변동률 차이를 분석한 결과이다. 분석 결과, TSA의 주택 가격 변동률이 non-TSA보다 항상 더 높게 나타났다. 2014년 대비 2015년에는 0.509%, 2022년에는 6.762%로 TSA의 주택 가격이 더 빠르게 상승하는 모습을 보였다. 2019년부터 2023년까지의 변동률 차이는 꾸준히 증가하여, 2022년에는 약 6.762%의 차이가 나타났다. 이는 99% 신뢰구간에서 유의미한 차이로 평가되었으며, TSA에서 주택 가격이 지속적으로 non-TSA보다 빠르게 상승했음을 의미한다.

〈표 9〉는 OLS를 통해 TSA와 non-TSA 간 주택 가격 변동률을 시군구(예: 강남구, 서초구 등)

를 더미변수로 통제된 상태에서 도출한 결과이다. 분석 결과, TSA의 영향(TSA effect)은 2014년에 비해 2015년과 2016년에는 통계적으로 유의미하지 않은 것으로 나타났다. 하지만, 2017년부터 TSA의 주택 가격 상승이 비역세권에 비해 통계적으로 유의미하게 더 크다는 결과가 도출되었다. 예를 들어, 2017년에는 TSA의 주택 가격 변동률이 0.525% 더 높았으며, 2022년에는 5.271%로 그 차이가 크게 증가하였다. 2023년에는 다소 감소하여 4.923%로 나타났지만, 여전히 역세권 지역이 비역세권보다 약 5% 더 높은 주택 가격 변동률을 보였다.

〈표 8〉 성향 점수 매칭법으로 도출된 역세권과 비역세권 간의 평균 개별주택가격 변동률 차이(단위: %)

연도	평균			95% 신뢰구간		p-value
	역세권	비역세권	차이	하한	상한	
2015/2014	9.321	8.812	0.509	0.212	0.804	0.001
2016/2014	9.394	8.847	0.547	0.247	0.846	0.003
2017/2014	15.121	14.238	0.883	0.530	1.236	<0.001
2018/2014	23.192	21.902	1.290	0.867	1.713	<0.001
2019/2014	38.038	35.187	2.851	2.234	3.467	<0.001
2020/2014	47.443	43.595	3.848	3.175	4.521	<0.001
2021/2014	61.555	56.122	5.433	4.608	6.257	<0.001
2022/2014	76.535	69.773	6.762	5.746	7.776	<0.001
2023/2014	64.540	58.531	6.009	5.099	6.918	<0.001

〈표 9〉 회귀분석으로 도출된 역세권 효과(TSA effect) 분석 결과(단위: %)

연도	2015 /2014	2016 /2014	2017 /2014	2018 /2014	2019 /2014	2020 /2014	2021 /2014	2022 /2014	2023 /2014
역세권 효과	0.176	0.212	0.525	0.814	1.834	2.604	4.084	5.271	4.923
p-value	0.263	0.181	0.004	0.002	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

주 : TSA, transit-station area.

V. 결론

1. 연구 요약

본 연구는 서울특별시의 역세권(TSA)과 비역세권(non-TSA) 간의 주택 가격 및 변동률의 시공간적 차이를 분석하는 것을 목적으로 하였다. 2014년부터 2023년까지의 데이터를 바탕으로, 역세권 개발이 주택 가격에 미치는 장기적인 영향을 실증적으로 평가하였다. 이를 위해, 본 연구에서는 STCM과 PSM을 활용하였다. STCM과 PSM은 상호 보완적인 역할을 수행하였다. 먼저, STCM을 통해 시공간적 변화의 맥락을 이해한 후, PSM을 통해 TSA와 non-TSA 간의 개별주택 가격의 시계열 차이를 도출하였다. 이를 통해 역세권 개발이 서울시 주택 시장에 미치는 구조적 변화를 구체적으로 파악하고, 주택 가격에 미치는 시계열적 변화를 평가하고자 하였다.

연구 결과는 역세권 개발이 주택 가격과 변동률에 미치는 장기적인 영향을 실증적으로 분석함으로써, 역세권이 주택 시장에 미치는 경제적 효과를 명확하게 이해하고, 주택 정책 및 개발 전략 수립에 실질적인 기초 자료를 제공할 수 있을 것으로 기대된다. 대중교통 인프라 개선이 주택 가격 상승을 촉진하는 요소로 작용할 수 있음을 시사하며, 역세권에서 발생하는 가격 상승 효과는 향후 도시 개발 및 교통 정책 수립에 중요한 참조 자료가 될 것이다.

2. 주요 연구 결과

본 연구는 다음과 같은 두 가지 주요 결과를 도출

하였다. 첫째, STCM 분석 결과, 역세권 지역의 주택 가격 상승은 consecutive hot spot, intensifying hot spot, oscillating hot spot으로 분류된 지역이 많아 주택 가격이 지속적이거나 가속적으로 상승하는 패턴을 보였다. 비역세권 지역에서는 cold spot 유형의 비율이 높아 가격 상승이 정체되거나 감소하는 경향이 나타났다.

둘째, PSM을 기반으로 역세권과 비역세권 간의 사회·경제적 특성을 통제한 후, 두 집단 간의 주택 가격과 변동률을 비교한 결과, 2019년부터 TSA와 non-TSA 간의 주택 가격 차이가 통계적으로 유의미해졌다. 이는 역세권 개발이 시간이 지남에 따라 주택 가격에 미치는 영향이 두드러지게 나타났음을 의미한다. TSA 지역의 주택 가격은 2014년에 비해 2023년까지 지속적으로 상승했으며, 개별 주택 가격 변동률 차이 역시 시간이 지남에 따라 증가하였다.

3. 연구의 한계점

본 연구는 여러 가지 한계점을 가지고 있다. 첫째, 본 연구는 서울특별시를 대상으로 하였기 때문에, 다른 도시나 지역의 TSA 효과를 일반화하기에는 제한적일 수 있다. 둘째, 성향 점수 매칭(PSM)은 관측된 특성에 기반하여 그룹을 매칭하지만, 잠재적인 비관측 편향(unobserved bias)을 완전히 제거할 수 없다. 즉, 모든 관련 변수나 복잡한 상호작용 효과를 고려하지 못할 가능성이 있다. 셋째, 연구 기간은 2014년부터 2023년까지 10년으로 설정되어 있지만, 더 장기적인 데이터가 필요할 수 있으며, 이로 인해 단기적인 변동

에 대한 분석이 부족할 수 있다. 넷째, 본 연구는 주로 정량적 분석에 초점을 맞추었으나, TSA의 사회적, 경제적, 환경적 측면과 같은 정성적 요소에 대한 분석이 부족할 수 있다.

마지막으로, 개별주택가격 자료는 몇 가지 본질적 한계를 가지고 있다. 예를 들어, 주택가격은 다양한 외부 요인에 영향을 받을 수 있으며, 이로 인해 해당 데이터가 불완전하거나 왜곡될 가능성이 있다. 또한, 개별주택의 특성(예: 건축 연도, 설계, 내부 시설 등)에 대한 정보가 부족할 수 있으며, 이로 인해 주택가격 분석의 정확도가 저하될 수 있다.

4. 향후 연구 방향 제시

본 연구의 결과를 다른 도시나 지역에 적용해 보는 비교 연구가 필요하다. 특히, TSA의 효과가 지역적 특성에 따라 어떻게 달라지는지 비교함으로써, TSA 정책의 일반화 가능성을 높일 수 있다. 또한, TSA의 정성적 영향을 분석하기 위한 연구를 포함시킬 필요가 있다. 예를 들어, 주민들의 인식 변화, 사회적 상호작용, 지역 사회의 변화 등을 정성적으로 분석하여 TSA의 전체적인 영향을 파악할 수 있다. 그리고, 다양한 특성별로 TSA를 분류하고 각 특성별 TSA의 영향에 대해 분석하는 것이 필요하다. 마지막으로, 다양한 분석 방법론(DID, regression discontinuity design, instrumental variables approach 등)을 활용하여 TSA의 영향에 대해 분석하고 분석 결과를 비교하여 그 신뢰성을 높이는 연구가 필요해 보인다.

ORCID

이상완 <https://orcid.org/0000-0001-8039-6655>

참고문헌

- 강창덕. (2021). 서울시 지하철에 대한 가로망 접근성의 토지가격 효과 연구. *부동산분석*, 7(2), 1-24.
- 강창덕. (2023). 도시서비스시설에 대한 접근성이 토지가격에 미치는 영향: 서울시를 사례로. *부동산분석*, 9(2), 71-93.
- 박재원, 권영상. (2023). 수도권 광역급행철도 신설이 역세권 자가변동에 미치는 영향. *국토계획*, 58(4), 87-100.
- 양지철, 김주애, 조국, 이상완. (2023). 거주인구의 사공간 변화 및 영향요인 분석: 전라북도 전주시 사례를 중심으로. *산업경영시스템학회지*, 46(3), 251-258.
- 임지훈, 서은영, 원재무. (2013). 고속철도 역세권 자가변동률에 영향을 미치는 요인 규명에 관한 연구: 도시철도가 연계되지 않은 KTX역을 중심으로. *국토계획*, 48(7), 153-166.
- 하정원, 김선재, 이수기. (2021). COVID-19 확산과 서울시 소상공 매출의 사공간 변화 특성 분석: 사공간 큐브 모형을 활용하여. *국토계획*, 56(2), 218-234.
- 홍성표. (2023). 우이신설 경전철 개통 후 네트워크 접근성 개선에 따른 역세권 공시지가 영향 분석. *국토계획*, 58(6), 114-127.
- Alonso, W. (1960). A theory of the urban land market. *Papers in Regional Science*, 6(1), 149-157.
- Alonso, W. (1964). *Location and land use. Toward a general theory of land rent*. Harvard

- University Press.
10. Celik, H. M., & Yankaya, U. (2006). The impact of rail transit investment on the residential property values in developing countries: The case of Izmir Subway, Turkey. *Property Management*, 24(4), 369–382.
 11. Dawkins, C., & Moeckel, R. (2016). Transit-induced gentrification: Who will stay, and who will go? *Housing Policy Debate*, 26(4–5), 801–818.
 12. Debrezion, G., Pels, E., & Rietveld, P. (2007). The impact of railway stations on residential and commercial property value: A meta-analysis. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 35(2), 161–180.
 13. Dong, H. (2017). Rail-transit-induced gentrification and the affordability paradox of TOD. *Journal of Transport Geography*, 63, 1–10.
 14. Dong, H. (2021). Evaluating the impacts of transit-oriented developments (TODs) on household transportation expenditures in California. *Journal of Transport Geography*, 90, 02946.
 15. Duncan, M. (2008). Comparing rail transit capitalization benefits for single-family and condominium units in San Diego, California. *Transportation Research Record*, 2067(1), 120–130.
 16. Ewing, R., Tian, G., Lyons, T., & Terzano, K. (2017). Trip and parking generation at transit-oriented developments: Five US case studies. *Landscape and Urban Planning*, 160, 69–78.
 17. Fan, P. Y., Chun, K. P., Mijic, A., Tan, M. L., & Yetemen, O. (2022). Integrating the Budyko framework with the emerging hot spot analysis in local land use planning for regulating surface evapotranspiration ratio. *Journal of Environmental Management*, 316, 115232.
 18. Fensham, P., & Gleeson, B. (2003). Capturing value for urban management: A new agenda for betterment. *Urban Policy and Research*, 21(1), 93–112.
 19. Ibraeva, A., Correia, G. H. A., Silva, C., & Antunes, A. P. (2020). Transit-oriented development: A review of research achievements and challenges. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 132, 110–130.
 20. Jamme, H. T., Rodriguez, J., Bahl, D., & Banerjee, T. (2019). A twenty-five-year biography of the TOD concept: From design to policy, planning, and implementation. *Journal of Planning Education and Research*, 39(4), 409–428.
 21. Kay, A. I., Noland, R. B., & DiPetrillo, S. (2014). Residential property valuations near transit stations with transit-oriented development. *Journal of Transport Geography*, 39, 131–140.
 22. Kim, K., & Lahr, M. L. (2014). The impact of Hudson-Bergen Light Rail on residential property appreciation. *Papers in Regional Science*, 93(Suppl 1), S79–S98.
 23. Kumar, P. P., Sekhar, C. R., & Parida, M. (2020). Identification of neighborhood typology for potential transit-oriented development. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 78, 102186.
 24. Lee, S. (2023a). Literature review on high-speed rail and regional uneven development. *Journal of Korea Planning Association*, 58(3), 5–18.
 25. Lee, S. (2023b). Measuring the influence of transit accessibility on housing and transportation expenditures in the U.S.: A propensity score matching approach. *Case Studies on Transport Policy*, 14, 101092.
 26. Li, J., & Huang, H. (2020). Effects of transit-oriented development (TOD) on housing prices: A case study in Wuhan, China. *Research in*

- Transportation Economics*, 80, 100813.
27. McIntosh, J., Trubka, R., & Newman, P. (2014). Can value capture work in a car dependent city? Willingness to pay for transit access in Perth, Western Australia. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 67, 320–339.
28. Medda, F. (2012). Land value capture finance for transport accessibility: A review. *Journal of Transport Geography*, 25, 154–161.
29. Mills, E. (1972). *Studies in the structure of the urban economy*. John Hopkins Press.
30. Morckel, V., & Durst, N. (2023). Using emerging hot spot analysis to explore spatiotemporal patterns of housing vacancy in Ohio metropolitan statistical areas. *Urban Affairs Review*, 59(1), 309–328.
31. Mulley, C., & Tsai, C. H. (2016). When and how much does new transport infrastructure add to property values? Evidence from the bus rapid transit system in Sydney, Australia. *Transport Policy*, 51, 15–23.
32. Muth, R. F. (1969). *Cities and housing: The spacial pattern of urban residential land use*. University of Chicago Press.
33. Nicholls, S. (2019). Impacts of environmental disturbances on housing prices: A review of the hedonic pricing literature. *Journal of Environmental Management*, 246, 1–10.
34. Pagliara, F., & Papa, E. (2011). Urban rail systems investments: An analysis of the impacts on property values and residents' location. *Journal of Transport Geography*, 19(2), 200–211.
35. Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41–55.
36. Song, Z., Cao, M., Han, T., & Hickman, R. (2019). Public transport accessibility and housing value uplift: Evidence from the Docklands light railway in London. *Case Studies on Transport Policy*, 7(3), 607–616.
37. Sun, W., Zheng, S., & Wang, R. (2015). The capitalization of subway access in home value: A repeat-rentals model with supply constraints in Beijing. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 80, 104–115.
38. Tan, R., He, Q., Zhou, K., & Xie, P. (2019). The effect of new metro stations on local land use and housing prices: The case of Wuhan, China. *Journal of Transport Geography*, 79, 102488.
39. Xu, B., Qi, B., Ji, K., Liu, Z., Deng, L., & Jiang, L. (2022). Emerging hot spot analysis and the spatial-temporal trends of NDVI in the Jing river basin of China. *Environmental Earth Sciences*, 81(2), 55.

논문 접수일: 2024년 8월 12일

심사(수정)일: 2024년 10월 21일

게재 확정일: 2024년 11월 15일

국문초록

본 연구는 10년 동안의 서울 내 역세권(transit-station Area, TSA)과 비역세권(non-TSA) 간의 개별주택 가격 차이를 시공간적 관점에서 분석하였으며, 시공간 큐브 모델과 성향 점수 매칭법을 적용하였다. 연구의 주요 결과는 다음과 같다. 첫째, 개별주택 가격의 공간적 분포는 강남, 서초, 송파, 용산, 종로구 및 서울월드컵경기장 인근 지역에서 상대적으로 높았으며, 이 패턴은 2014년과 2023년 동안 유사하게 유지되었다. 가격 변화율 측면에서는 2014년 대비 2015년에 한강변 및 광진, 성동, 동대문구에서 두드러진 상승이 관찰되었으며, 2023년까지 강남, 용산, 마포에서 상당한 성장이 확인되었다. 둘째, TSA와 non-TSA 지역 간의 가격 차이는 2014년 1,770만 원에서 2022년 7,770만 원으로 확대되었으며, 가격 변동률 차이는 2015/2014년 0.6%에서 2023/2014년 10.4%로 증가하였다. 셋째, TSA는 대다수의 격자가 연속 핫스팟(consecutive hot spots), 강화 핫스팟(intensifying hot spots) 등으로 나타났으나, non-TSA에서는 약 45%의 격자가 콜드스팟으로 분류되었다. 본 연구는 주택 가격 및 변화율의 공간적 분포와 시간적 변화를 이해하며, 부동산 정책 수립에 기틀을 마련할 수 있을 것으로 기대된다.

주제어 : 역세권, 개별주택가격, 시공간 큐브 모형, 성향 점수 매칭법