

수도권과 비수도권의 도시활력 핵심 영향요인 차이분석

: 택지개발지구를 중심으로*

Differences in the Key Determinants of Urban Vitality between Capital and Non-capital Regions

: Evidence from Housing Development Districts

정예원** · 최민기*** · 윤가은**** · 박윤미*****

Jeong, Yewon · Choi, Minki · Yoon, Gaeun · Park, Yunmi

Abstract

This study analyzes structural differences in urban vitality formation between capital and non-capital regions across 803 housing development districts in South Korea, all developed under identical national regulations. Living population density from KT mobile signal data (total, daytime, and nighttime) served as the vitality proxy, with 24 explanatory variables covering land use, physical environment, infrastructure, and urban scale. Seven models were compared (OLS, SEM, Random Forest, XGBoost, LightGBM, MLP, and TabNet), with XGBoost selected as the single interpretive model for SHAP analysis to ensure consistent cross-regional comparison. Capital region districts showed approximately 38% higher vitality than non-capital regions. While non-capital districts exhibited greater relative heterogeneity (CV=0.67 vs. 0.52), absolute intra-regional disparity (IQR) was wider in the capital region. XGBoost and Random Forest showed the most stable predictive performance; the capital region had a higher single hold-out R^2 (0.61 vs. 0.49), but the non-capital region outperformed on 5-fold CV ($R^2=0.51$ vs. 0.28), implying that capital region vitality is driven by complex factors beyond physical variables. SHAP analysis identified population size and industrial cluster accessibility as common key drivers in both regions. In the capital region, industrial clusters dominated daytime vitality and park accessibility ranked highly, whereas in the non-capital region, commercial cluster accessibility exerted strong influence across all time periods, especially at night. This suggests that capital region vitality is structurally linked to industrial and employment functions, while non-capital vitality is more closely associated with the spatial agglomeration of consumption and service activities. These findings highlight the limitations of uniform development standards and underscore the need for region-specific urban planning and housing development strategies.

주제어 도시활력, 건축환경, 택지개발지구, 생활인구, 머신러닝

Keywords Urban Vitality, Built Environment, Housing Development District, Living Population, Machine Learning

* 본 논문은 2026년 4월 대한국토·도시계획학회에서 우수논문상을 수상한 논문을 수정·보완한 것임.
본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호: RS-2022-00143404).
이 논문은 2025년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2024S1A5A2A03038101).

** Ph.D. Candidate, Department of Civil, Urban and Environmental Engineering and Institute of Construction and Environmental Engineering, Seoul National University (First Author: elpis28@snu.ac.kr)

*** Master's Student, Department of Civil, Urban and Environmental Engineering and Institute of Construction and Environmental Engineering, Seoul National University (minki0812@snu.ac.kr)

**** Master's Student, Department of Civil, Urban and Environmental Engineering and Institute of Construction and Environmental Engineering, Seoul National University (ygiris01@snu.ac.kr)

***** Associate Professor, Department of Civil, Urban and Environmental Engineering and Institute of Construction and Environmental Engineering, Seoul National University (Corresponding Author: ym.park@snu.ac.kr)

I. 서론

1. 연구의 배경 및 목적

한국의 택지개발사업은 「택지개발촉진법」에 근거하여 주택공급 확대를 위한 핵심 정책 수단으로 기능해왔다. 계획인구 설정, 기반시설 규모 산정, 용도 배치 등은 국가 차원의 법제와 지침에 따라 일관되게 적용되어왔으며(최대식·김태균, 2009), 이는 전국 단위 개발지구를 비교할 수 있는 제도적 토대를 마련하였다. 2010년 제정된 「지속가능한 신도시 계획기준」은 일정 규모 이상의 사업에서 직주근접형 자족시설 용지 확보를 의무화하고, 복합용도 토지이용을 통한 도시성과 자족성 제고를 명시하였다. 이후 2014년 제정된 「공공주택 특별법」에 기반한 신규 공공택지 사업에서도 자족기능 강화와 활력 기반 계획이 강조되었으며, 2024년 「국토의 계획 및 이용에 관한 법률」 개정을 통해 도입된 공간혁신 구역 제도는 용도·밀도 규제를 완화하여 기능 혼합을 제도적으로 확대하였다. 이처럼 자족기능 강화와 토지이용 혼합을 통한 24시간 도시활력 확보는 현대 도시개발 정책이 지향하는 핵심 방향으로 자리 잡았다.

그러나 이러한 계획 목표가 실제 도시활력으로 구현되는 방식은 권역에 따라 상이하다. 이를 보여주는 사례가 전남 나주 혁신도시 택지개발지구와 수도권 위례지구이다. 두 지구는 모두 「택지개발촉진법」 체계 아래 유사한 시기에 사업이 시작된 주거 중심의 공공 주도 택지개발사업이라는 공통점을 지닌다. 그럼에도 2023년 기준 본 연구에서 산출한 생활인구를 비교하면, 나주 혁신도시의 전체 생활인구는 약 107만 7천 명인 데 반해, 위례지구는 전체 약 278만 명으로, 활력 규모에서 약 2.6배의 차이가 나타난다. 또한 나주 혁신도시가 위례지구보다 더 큰 규모로 조성되었고 2015년에 이미 준공을 완료하였음에도 이러한 격차가 확인된다. 이는 동일한 계획 지침을 적용하더라도 사업이 위치한 권역의 인구 기반, 고용 집적, 광역 교통망 등의 구조적 조건이 도시활력 형성에 보다 결정적인 영향을 미칠 수 있음을 보여준다.

실제로 수도권과 비수도권 간 불균형은 인구, 고용, 인프라 접근성 등 구조적 차원에서 뚜렷하게 존재한다(김현우·이준영, 2022). 이러한 차이 속에서 전국에 획일적으로 적용되는 개발 기준은 권역에 따라 상이한 도시활력 성과로 이어질 가능성이 높다. 특히 도시활력 연구는 수도권과 대도시를 중심으로 수행되어 왔으며(김규엽·이창근, 2024; 조월·이수기, 2021), 비수도권과의 직접 비교를 통해 영향요인의 구조적 차이를 실증한 연구는 제한적이다. 지역 간 불균형 해소를 위해서는 동일한 분석 틀 아래 수도권과 비수도권을 함께 검토할 필요가 있다.

이에 본 연구는 동일한 제도적 틀에서 조성된 전국 803개 택지개발지구를 분석 단위로 설정하여, 수도권과 비수도권 간 도시활력 관련 영향요인의 구조적 차이를 비교·분석한다. 다양한 예측

모형을 통해 지역별 도시활력 관련 변수 기여도를 해석함으로써, 획일적 개발 기준의 한계를 검증하고 권역 특성을 반영한 차별화된 도시계획 및 택지개발 전략 수립의 필요성을 제시하고자 한다.

II. 도시활력 이론 및 선행연구 고찰

1. 도시활력의 개념과 분석 방법론의 발전

도시활력은 도시 공간에서 다양한 활동과 상호작용이 지속적으로 발생하는 역동적 상태를 의미하며, 초기에는 보행 흐름, 기능적 다양성, 공간 밀도 등 물리적 환경의 속성을 중심으로 논의되어 왔다(Jacobs, 1961; Montgomery, 1998). 이후 도시활력은 단순한 형태적 특성을 넘어 사람들이 실제로 머무르고 활동하는 정도를 반영하는 개념으로 확장되었으며, 경제적 활력과 사회적 활력의 두 차원으로 구분되어 이해되고 있다(Bromley and Thomas, 2002).

경제적 활력은 상업 활동과 소비 수준을 카드 매출, 거래량, 위성 기반 야간조도 데이터(NTL) 등으로 측정하며(Wu and Niu, 2019; Xia et al., 2020), 사회적 활력은 유동인구나 휴대전화 위치기록 등 실제 이동과 체류 패턴으로 파악된다(Long and Zhou, 2016). 최근에는 통근·통학·여가·관광 등 일시적 방문을 포함하는 생활인구 개념이 도입되면서, 다수의 실증 연구에서 생활인구 또는 유동인구 지표가 도시활력의 핵심 대리지표로 활용되고 있다(Jin et al., 2017; Li et al., 2020; Long and Zhou, 2016; 이소영 외, 2023).

도시 활력의 핵심 영향요인에 관한 연구에서는 토지이용 밀도, 혼합용도, 교통 접근성, 블록 및 도로 구조 등이 도시활력의 주요 관련 변수로 반복적으로 제시되어 왔다(Katz, 1994; Lu et al., 2019a; Ye and Van Nes, 2013). 이후 POI, 휴대전화 위치기록, SNS, 야간조도 등 시공간 빅데이터가 도입되면서 보다 세밀한 분석이 가능해졌으며(Jin et al., 2017; Kang et al., 2020; Yue et al., 2017), 상업 기능은 전반적 활력에 긍정적 영향을 미치는 반면 여가 기능의 효과는 중심지 여부에 따라 달라질 수 있음도 규명되었다(Tang et al., 2018).

이러한 영향요인 연구는 대부분 기성 시가지지를 중심으로 수행되어 왔으며, 장기간에 걸쳐 점진적으로 형성된 도시 조직을 전제로 활력의 관련요인을 분석해 왔다(Lan et al., 2020; Zhang et al., 2021). 그러나 계획적 도시개발사업을 통해 조성된 공간은 기성 시가지와 다른 형성 맥락을 지니며, 신규 확장 지역을 대상으로 한 연구에서는 도시 성장 유형에 따라 도시활력의 수준과 특성이 상이하게 나타남을 보고하였다(He et al., 2018). 또한 도시 형태와 공간 구조가 활력 수준에 유의미한 영향을 미친다는 점도 제시되었다(Jiang et al., 2024). 이는 도시활력의 수준과 구성 방식이 도시의 형성 맥락과 성장 유형에 따라 달라질 수 있음을 보

여준다.

도시활력의 영향요인이 다층적으로 제시되면서 이를 분석하기 위한 방법론도 다양하게 확장되었다. 초기 연구들은 도시특성과 활력 간의 관계를 규명하기 위해 최소제곱법(OLS) 등 전통적 회귀모형을 주로 사용하였으나(Meng and Xing, 2019; Sung and Lee, 2015; Wu et al., 2018; Zarin et al., 2015), 공간적 종속성과 지역 간 이질성을 충분히 반영하지 못한다는 한계를 지니며(Li et al., 2020), 이를 보완하기 위해 공간 지연모형(SLM), 공간 오차모형(SEM), 지리적 가중 회귀(GWR), 다중 규모 GWR(MGWR) 등 공간적 변이를 고려한 모형이 도입되었다(Liu et al., 2020; Lu et al., 2019b; Lyu et al., 2025; Wu et al., 2025).

이후 변수 영향력의 비선형적 특성과 변수 간 복합적인 상호작용을 규명한 기계학습 기반 접근법이 확산되었다(Lin et al., 2022; Yang et al., 2021). 랜덤 포레스트(Lin et al., 2023), 그래디언트 부스팅 트리(Ding et al., 2018; Wang et al., 2023), XGBoost 모델(Ling et al., 2024; Zhang et al., 2025)을 통해 건축환경 지표의 비선형적 영향과 역치 효과를 분석한 연구들이 제시되었으며, 최근에는 위성영상(Scepanovic et al., 2021)과 스트리트뷰(Jiang and Ma, 2025) 기반 딥러닝 모델도 활용되고 있다.

2. 수도권과 비수도권의 활력 요인 비교 연구

한국의 수도권과 비수도권 간 불균등은 인구, 산업 구조, 인프라 접근성 등 다방면에 걸쳐 존재한다(허문구 외, 2025). 특히 산업 및 고용과 관련하여, 최근 수도권에서는 지식기반산업이 부상하는 반면 비수도권에서는 제조업 중심의 산업 구조가 유지되면서 매출 상위 기업과 고임금 일자리가 수도권에 집중되었다(강동우, 2023; 김현우·이준영, 2022). 이러한 구조적 차이는 1970년 이후 수도권 인구의 증가와 비수도권 인구의 정체 또는 감소로 이어졌으며(구양미, 2021), 청년층의 수도권 이동과 임금 프리미엄 현상은 이를 더욱 심화시켰다(김유현, 2021). 주택 가격, 문화 인프라 등 생활 여건 측면에서도 권역 간 격차는 명확하게 나타난다(김현우·이준영, 2022; 박태선 외, 2015).

이러한 구조적 차이는 도시활력의 영향요인 구조에서도 반영되어, 두 권역의 활력 관련 요인이 상이하게 나타난다. 수도권을 대상으로 한 연구에서는 토지이용 다양성, 음식점 밀도, 교통 접근성, 교차로 밀도 등은 반복적인 핵심요인으로 제시되었으며(장아영·강명구, 2024; 조월 외, 2025; 조항훈·김성아, 2025), 가로경관, 여가·문화시설, 건물 규모 및 연식 등도 유의한 변수로 확인되었다(김규엽·이창근, 2024; 조월·이수기, 2021; 조항훈·김성아, 2025). 전국 단위 분석에서도 토지이용 혼잡과 생활 편의시설 접근성은 활력에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다

(김민정·김철영, 2025; 변세일 외, 2019; 오지운·정주철, 2025). 반면, 비수도권과 소도시의 도시활력 영향요인을 직접 분석한 연구는 상대적으로 제한적이나, 인구 유입 및 순이동 연구를 통해 간접적으로 확인한 결과, 제조업 기반과 사업체 수가 인구 유입에 중요한 영향을 미쳤고(유동균 외, 2021; 이소영 외, 2023; 차건환·임수하, 2023), 철도역 접근성, 문화 및 보건 인프라 역시 체류 인구와 인구 순이동에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다(김화연·이대웅, 2022; 임태경, 2024b).

이러한 권역 간 차이는 계획적 도시개발사업의 맥락에서 더욱 구체적으로 드러난다. 도시개발사업에 따른 용도배분, 기반시설 배치, 택지 조성은 인구·산업 중심기능의 공간적 분포 변화를 야기해 도시활력에 밀접히 관련될 수 있으며(김진유, 2010; 임동일, 2010), 그 대표적 예시가 택지개발사업이다. 수도권 택지개발지구에서는 강남구와의 거리, 학교 용지 비율, 공원녹지율 등이 상가 및 주택 가격에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타나(김호철·정주희, 2009; 최부성·송명규, 2011), 교통, 교육, 환경 인프라 중심의 활력 관련 구조를 반영한다. 반면 강릉 교통 2지구와 천안 아산 지구를 대상으로 한 비수도권 연구에서는 양호한 주택 공급과 교육서비스가 인구 증가의 핵심요인으로 작용하였으며(유상민 외, 2012; 최창의, 2005), 수도권과는 상이한 활력 구조가 존재함을 시사한다.

그럼에도 불구하고 수도권과 비수도권의 도시활력 영향요인을 동일한 분석 틀에서 직접 비교한 연구는 거의 이루어지지 않았으며, 주택 시장 및 인구 증감 요인을 비교한 일부 연구만이 존재한다. 지역 간 주택 선호도 및 가격 영향요인을 비교한 연구에서, 수도권의 경우 자연환경 및 대중교통 접근성이, 비수도권에서는 직장 접근성 및 기업 본사 수가 중요한 것으로 나타나(박원석, 2015; 이진성·김현숙, 2013), 산업 구조의 차이가 반영됨을 보여 주었다(임태경, 2023).

국의 연구에서도 대도시와 농촌·소도시 간 영향요인을 비교한 결과, 제조업 투자는 농촌 지역 성장의 핵심요인으로(Giannakis and Bruggeman, 2020; Hammond and Thompson, 2008), 음식점 밀도와 고밀 개발은 대도시의 보행량을 증가시키는 요인으로 확인되었다(Stewart et al., 2016). 또한 도시 규모에 따라 건조 환경과 투자 요인의 영향 방향과 강도가 달라질 수 있음이 보고되고 있어(Aryal et al., 2021; Fan et al., 2017; Garcia-Alvarez-Coque et al., 2021), 지역 맥락을 고려한 비교 분석의 필요성이 제기된다.

3. 연구의 차별성

본 연구는 기존 연구와 다음과 같은 차별성을 가진다. 첫째, 전국 택지개발지구를 분석 단위로 설정하여 수도권과 비수도권의 도시활력 관련 영향요인 구조를 동일한 분석 틀에서 직접 비교한

다. 기존 연구는 주로 수도권권을 중심으로 수행되었으며(김규엽·이창근, 2024; 조월·이수기, 2021), 비수도권의 활력 영향요인을 직접 다룬 연구는 제한적이다. 또한, 기존 연구들이 주로 행정구역 단위에 기반한 것과 달리(김민정·김철영, 2025; 변세일 외, 2019), 본 연구는 실제 개발사업 단위를 대상으로 선정하여, 계획적 개발 조건하에서 권역에 따라 상이하게 나타나는 활력 영향요인을 명확히 관찰하여 사업 단위의 구체적 정책 방향을 제시한다.

둘째, 전통적 통계모형부터 최신 딥러닝 모형까지 체계적으로 비교하고, 권역 및 시간대별 영향요인의 상대적 중요도를 일관된 기준에서 비교하기 위해 최적모형을 선정하여 SHAP 분석을 수행한다. 기존 연구들이 주로 단일 방법론에 의존하거나(Meng and Xing, 2019; Sung and Lee, 2015), 최적 모델이 아닌 특정 모델을 기반으로 변수 기여도를 분석한 것과 달리, 본 연구는 OLS, SEM 등 전통적 통계모형과 Random Forest(이하 RF), XGBoost, LightGBM, MLP, TabNet 등 다양한 모형을 동일한 데이터셋으로 비교하여 지역별·시간대별 최적 모델을 선정한 뒤 SHAP 분석을 수행함으로써, 모델 선택에 따른 편향 없이 핵심 영향요인과 그 상대적 기여도를 정량적으로 도출한다.

이러한 차별성을 바탕으로 본 연구는 다음과 같은 연구 질문을 설정한다.

RQ1. 수도권과 비수도권 택지개발지구에서 도시활력과 관련된 핵심 영향요인의 구조와 상대적 중요도는 어떻게 다른가?

RQ2. 이러한 영향요인의 영향력은 주간과 야간이라는 시간 조건에 따라 수도권과 비수도권에서 어떻게 차별적으로 나타나는가?

III. 분석의 틀

1. 연구 절차

본 연구는 데이터 구축, 예측모형 비교, 영향요인 해석, 시간대별 패턴 분석의 단계적 프레임워크로 구성된다(그림 1). 시간대별 생활인구 자료와 지구 내부 및 주변부 환경 변수를 수집하여 통합 데이터셋을 구축하고, 결측치와 이상치를 처리하였다. 예측모형 비교 단계에서는 전통적 통계모형(OLS, SEM), 머신러닝 기반 모델(RF, XGBoost, LightGBM), 딥러닝 기반 모델(MLP, TabNet) 등 총 7개 모형을 동일한 데이터셋으로 학습시켜 RMSE, MAE, R^2 기준으로 성능을 비교하였다. 수도권과 비수도권, 전체·주간·야간의 6종 시나리오에서 성능을 비교하였으며, 이후 SHAP 기반 해석을 통해 변수별 영향력과 시간대별 패턴을 분석하였다.

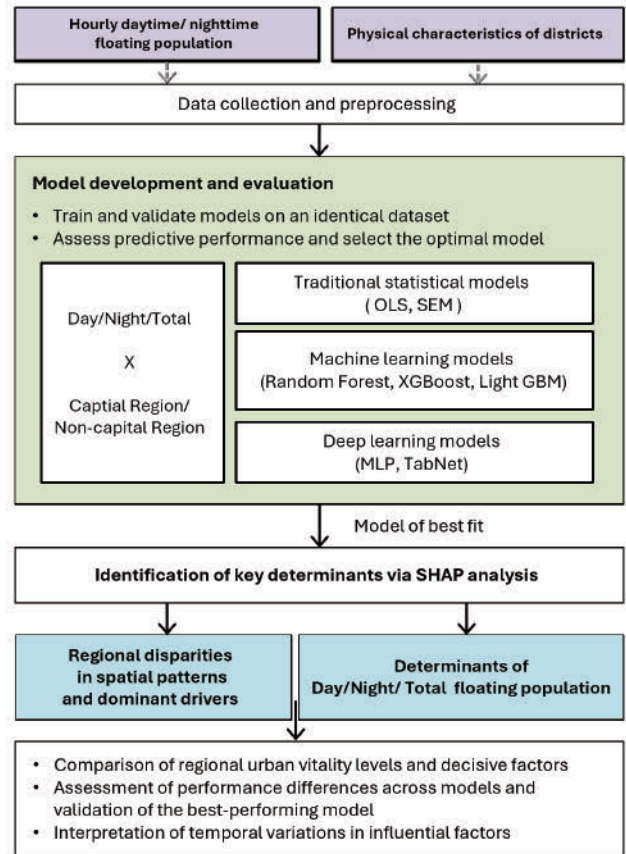


Figure 1. Research framework

2. 연구 대상지

본 연구는 「택지개발촉진법」에 따라 지정·조성된 택지개발지구를 분석 단위로 설정하였다. 택지개발지구는 계획인구, 기반시설 규모, 용도 배치 등이 국가 기준에 따라 수립되는 제도적 특성을 지니며(최대식·김태균, 2009), 비교적 유사한 개발 절차를 거친다는 점에서 지역 간 구조적 차이를 분석하기에 적합하다. 연구 대상은 전국 1,165개 지구 중 2023년 기준 준공 또는 조성이 완료된 803개로 한정하였다(그림 2). 자료는 2025년 택지정보시스템에서 수집·구축하였으며, 수도권 284개, 비수도권 519개로 구성된다.

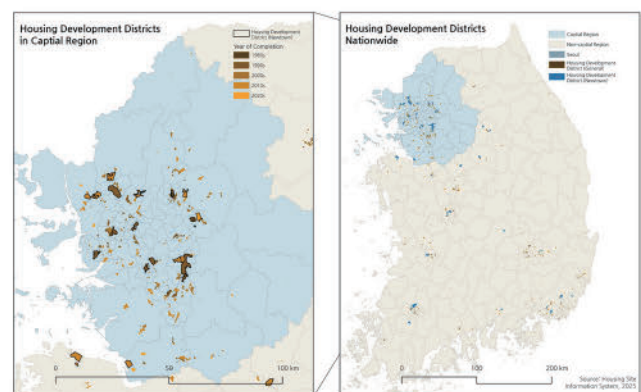


Figure 2. Study area

분석 대상 803개 지구는 개발 규모에 따라 계획 목표에 차이가 존재한다. 「지속가능한 신도시 계획기준」(국토해양부, 2010)에 따르면 개발면적 330만 m^2 이상의 대규모 사업은 자족기능 확보가 의무화된 신도시급 지구로, 그 미만은 일반 택지개발지구로 구분된다. 본 연구의 표본 중 신도시급 지구는 41개(수도권 20개, 비수도권 21개)로 전체의 5.1%를 차지하며, 나머지 762개(94.9%)는 일반 지구이다.

비록 규모에 따른 계획기준의 차이가 존재하지만, 본 연구는 수도권과 비수도권이라는 권역 구분에 따른 도시활력 형성 구조의 차이를 분석하는 데 초점을 둔다. 이에 두 유형을 통합하여 분

석하되, 결과 해석 단계에서 규모별 제도적 차이를 함께 고려하였다. 또한 신도시급 지구가 양 권역에 유사한 규모로 분포하고 있어, 권역 간 비교를 구조적으로 왜곡할 가능성은 제한적이다.

3. 변수 설정

본 연구는 선행연구에 기반하여 종속변수는 도시활력으로, 독립변수는 물리적 특성을 나타내는 변수로 선정하였으며, 변수에 대한 자세한 설명 및 기술 통계량은 <표 1>에 나타내었다.

Table 1. Variable description and descriptive statistics

Category	Variable	Variable	Data source (Year)	Capital region (n=284)			Non-capital region (n=519)		
				Mean	Std	CV	Mean	Std	CV
[Dependent]									
Urban vitality	vit	Total living population density	KT Living Population (2023)	389.104	203.369	0.523	282.074	188.992	0.670
	day_vit	living population density, 09–16h	KT Living Population (2023)	15.264	7.703	0.505	10.991	7.458	0.679
	night_vit	living population density, 19–06h	KT Living Population (2023)	16.932	9.188	0.543	12.301	8.309	0.676
[Independent]									
Land use & physical environment	entropy	Land use mix	Zoning Information (2025)	0.566	0.255	0.451	0.514	0.285	0.554
	residential_ratio	Residential area ratio	Zoning Information (2025)	0.806	0.190	0.235	0.812	0.259	0.319
	commercial_ratio	Commercial area ratio	Zoning Information (2025)	0.042	0.088	2.094	0.047	0.112	2.370
	industrial_ratio	Industrial area ratio	Zoning Information (2025)	0.008	0.074	8.909	0.042	0.174	4.109
	green_ratio	Green area ratio	Zoning Information (2025)	0.140	0.130	0.925	0.093	0.140	1.514
	FAR	Floor area ratio	GIS Integrated Building Information (2025)	1.130	1.492	1.320	0.809	0.673	0.833
	BAR	Building area ratio	GIS Integrated Building Information (2025)	0.211	0.595	2.818	0.178	0.231	1.298
	RAR	Road area ratio	Digital Twin Land (2025)	0.187	0.068	0.364	0.219	0.089	0.404
	road_den	Road density (km/km²)	Digital Twin Land (2025)	24,888.766	11,561.969	0.465	24,770.873	10,678.993	0.431
Accessibility & amenities	sub_500m	No. of subway stations within 500 m	Public Data Portal (2025)	1.151	1.717	1.491	0.279	0.774	2.771
	train_dist	Railway station accessibility	Public Data Portal (2024)	0.196	0.300	1.529	0.318	0.489	0.201
	hospital	Hospital density (km²)	Healthcare Big Data Open System (2024)	24.169	25.451	1.053	17.594	22.775	1.295

다음 페이지에 계속(Continue on next page)

Category	Variable	Variable	Data source (Year)	Capital region (n=284)			Non-capital region (n=519)		
				Mean	Std	CV	Mean	Std	CV
Accessibility & amenities	pharmacy	Pharmacy density (km ²)	Healthcare Big Data Open System (2024)	7.163	7.029	0.981	5.534	6.281	1.135
	school	School density (km ²)	Local Administrative Licensing Data (2023)	4.535	3.952	0.872	2.684	3.031	1.130
	restaurant	Restaurant density (km ²)	KakaoMap API (2025)	177.650	143.878	0.810	232.161	189.351	0.816
	cafe	Cafe density (km ²)	Public Data Portal (2025)	19.087	15.178	0.795	21.577	21.447	0.994
	CVS	Cafe density (km ²)	Living Safety Information API (2025)	15.122	11.786	0.779	14.426	12.150	0.842
	center_dis	Central place accessibility	—	0.693	0.759	1.096	0.258	0.504	1.951
	park_area	Park accessibility (km ²)	Public Data Portal (2025)	1.138	1.791	1.574	0.748	1.249	1.669
	com_cluste	Commercial cluster accessibility	Public Data Portal (2025)	3.467	2.025	0.584	2.585	1.994	0.771
	ind_cluste	Industrial cluster accessibility	SGIS (2023)	20.447	12.926	0.632	11.301	8.139	0.720
Urban scale	pop	Population	SGIS (2023)	21,830.476	9,514.977	0.436	16,550.266	9,028.625	0.546
	worker	Workers	SGIS (2023)	4,984.104	3,854.510	0.773	3,767.642	3,847.314	1.021
	central_du	Metropolitan area dummy	—	0.729	0.445	0.611	0.403	0.491	1.219

Note: CV=Coefficient of Variation (Std/Mean), Unit of living population density: persons/km²

1) 종속 변수: 도시활력

도시활력은 50×50m 격자 단위로 제공되는 2023년 KT 이동 전화 신호 기반 생활인구 데이터를 활용하여 측정하였다. 생활인구는 특정 시점에 해당 지역 내 존재하는 실제 활동 인구를 의미하며, 도시활력의 대리지표로 널리 활용되고 있다(Long and Zhou, 2016). 본 연구는 택지개발지구 단위 생활인구를 면적으로 나눈 값을 종속변수로 설정하였으며, 시간대 특성을 고려하여 전체·주간(09-16시)·야간(19-06시)으로 구분하였다. 지구 단위 생활인구는 50m 격자 데이터 중 중심점이 택지개발지구 내에 포함되는 격자값들을 합산하여 산출하였다. 산출 시 지구 내 비거주 면적(녹지 등) 포함에 따른 왜곡 가능성을 검토하고자 시가화 면적 기준의 재산출 값과 상관분석을 실시한 결과, 상관계수가 0.999 이상으로 나타나 지표 산출 방식의 타당성을 확보하였다.

2) 독립 변수: 물리적 특성

독립변수는 선행연구에서 도시활력과 통계적으로 유의한 관련성을 보여온 건축환경 및 공간 구조 요인을 중심으로 선정하였다. 변수는 토지이용 및 물리적 환경, 접근성 및 생활 인프라, 도

시 규모의 세 범주로 구분하여 구성하였다. 토지이용 혼합도는 Shannon entropy를 활용하여 산출하였으며, 이는 기능적 다양성과 도시활력 간의 관계가 반복적으로 확인된 핵심 지표이다(Katz, 1994; 이주아·구자훈, 2013). 용도지역 데이터는 국토교통부 V-world에서 제공하는 용도지역지구정보(2025) 자료를 사용하였다.

$$LUM = - \sum_{i=1}^n \frac{p_i \ln p_i}{\ln n}$$

(1)

n: 토지이용 유형의 총개수
p_i: 토지이용 유형 *i*가 전체 중 차지하는 비율

또한 주거·상업·공업·녹지지역 비율을 포함하여 토지이용 구성의 차이를 반영하였다(임하나 외, 2017). 농림지역, 자연환경보전지역, 관리지역 비율은 분석 대상 준공 지구의 대부분에서 0으로 나타나 변별력이 없어 분석에서 제외하였다. 이는 택지개발지구 조성 완료 시 시가화 지역으로 전환되는 제도적 특성에 기인

한다. 건폐율과 용적률 각각 수평적 밀도와 수직적 개발 밀도를 나타내는 변수로 포함하였으며(Katz, 1994; Lu et al., 2019b), 국토교통부 GIS건물통합정보(2025)를 활용하여 산정하였다. 도로면적비율과 도로밀도는 가로망 구조와 이동 편의성을 반영하는 지표로 구성하였으며(Ye and Van Nes, 2013), 국토교통부 도시계획시설(도로) 현황도(2025)를 기반으로 구축하였다. 지구 면적은 종속변수(생활인구밀도)의 분모와 중복되는 내생성 문제로 독립변수에서 제거하였다.

다음으로 접근성 및 생활 인프라 범주는 교통 접근성과 시설 집적이 도시활력과 밀접한 관련성을 보인다는 연구를 근거로 설정하였다(Lu et al., 2019a). 대중교통 접근성이 도시활력 증가에 핵심요인으로 작용한다는 선행연구에 기반하여(이주아·구자훈, 2013) 반경 500m 내 지하철 역수는 국토교통부 전국도시철도 역사정보 표준데이터(2025)를 활용하여 산정하였으며, 최근접 철도 역까지의 거리는 한국철도공사 역위치정보(2024)를 활용하여 계산한 후 그 역수를 적용하였다. 생활편의시설은 병원, 약국, 학교, 레스토랑, 카페, 편의점 등 주요 POI(Point of Interest)의 지구 내 밀도로 측정하였으며, 이는 POI 기반 분석에서 시설 밀도가 생활인구 형성과 통계적으로 관련성을 보였다는 연구를 반영한 것이다(Jin et al., 2017; 조월·이수기, 2021). 생활편의시설 데이터 중 학교는 카카오맵 API(2025), 병원 및 약국은 보건 의료 빅데이터 개방 시스템(2024), 음식점 및 카페는 공공데이터포털(2025), 편의점은 생활안전정보 API(2025)를 활용하여 수집하였다. 상업 및 산업 클러스터 접근성은 공간적 집적 효과를 반영하기 위해 군집 단위로 산정하였다. 상업 클러스터는 공공데이터포털의 음식점 표준 데이터(2025), 산업 클러스터는 SGIS 격자 단위 사업체 수 자료에서 격자 내 사업체 수만큼 점을 균일 생성한 HDBSCAN(Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 알고리즘을 적용하여 공간적 군집을 도출하였다(Campello et al., 2013). 이는 군집 기반 접근성이 개별 시설 밀도보다 도시 활동의 공간적 응집을 잘 반영한다는 논의를 따른 것이다(McInnes et al., 2017; 김윤식·양병운, 2023). 클러스터 접근성 점수(S_i)는 식 (2)와 같이 산출하였다.

$$S_i = \sum_{c \in C_i} \frac{size_c}{\max(d_{ic}, 500)} \quad (2)$$

S_i : 택지개발지구 i 의 클러스터 접근성 점수

$C_i n$: 지구 i 중심점 반경 5km 이내 클러스터 집합

$size_c$: 클러스터 c 의 규모

d_{ic} : 지구 i 폴리곤 경계와 클러스터 중심점 간 거리
(m, 최소거리 하한 보정값 500m)

중심지 접근성은 도시기본계획 상 중심지를 2단계 위계로 재분

류한 뒤 위계별 가중치를 부여하고, 택지개발지구 중심점에서 최근접 중심지 경계까지의 거리에 거리 감쇠를 적용하여 산정하였으며, 500m 이하 구간은 동일거리값으로 보정하였다.

이는 도시활력이 중심업무지구(CBD)와의 거리와 밀접하게 관련된다는 선행연구와도 부합한다(Li and Zhao, 2023). 공원 접근성은 국토교통부의 전국도시공원 정보표준데이터(2025)를 활용하여 반경 500m 내 도시공원 면적을 기준으로 산정하였으며, 이는 정주 환경과 체류 활동 간의 관련성을 반영한다(윤영준 외, 2014).

마지막으로 도시 규모 범주는 활동 집적 수준과 광역 구조의 차이를 통제하기 위한 변수로 구성하였다(Yue et al., 2019). 인구수와 종사자 수는 2023년 SGIS 100m 격자 자료를 활용하여, 각 격자가 택지개발지구 폴리곤 내에 완전히 포함되면 전체 값을, 경계에 걸치는 격자는 지구 내 면적 비율(0.5)을 곱하여 합산하는 방식으로 지구 단위 값을 산출하였다. 이는 인구수와 종사자 수가 생활인구 분포와 규모를 설명하는 데 중요한 역할을 한다는 선행연구를 반영하였다(김규혁 외, 2021). 여기서 인구수는 상주인구를 의미하며, 도시활력 지표로 사용한 생활인구는 실제 체류 활동인구로 개념적으로 상이한 지표이다. 실제 데이터에서 두 지표 간 상관계수를 확인한 결과, 수도권 $r=0.586$, 비수도권 $r=0.591$ 수준의 상관관계를 보였다. 이에 생활인구와 상주인구는 독립적 정보를 제공하므로 인구수 변수를 분석에 포함하는 것이 적절하다 판단하였다. 대도시권 여부는 「수도권정비계획법」 과밀억제권역, 서울특별시, 광역시, 특별자치도, 특별시에 해당하는 택지개발지구를 대도시권($=1$)으로 분류한 이진 변수로, 광역적 기회 접근성과 구조적 격차를 반영하기 위한 이진 변수로 설정하였다(김병석·서원석, 2014).

4. 분석 방법

본 연구는 전통적 통계모형, 기계학습 모형, 딥러닝 모형을 체계적으로 비교하여 지역별·시간대별 최적 예측모형을 도출하고, 이를 기반으로 도시활력 영향요인을 규명하는 2단계 분석을 수행하였다.

첫 번째 단계에서는 다양한 예측모형의 성능을 비교하였다. 전통적 통계모형으로는 OLS와 공간오차모형(SEM)을 적용하였다. OLS는 변수 간 선형 관계를 가정하는 기본 회귀모형이며, SEM은 잔차항에 내재된 공간적 자기상관을 반영하여 누락변수에 따른 편향을 보정하는 모형이다. 공간가중행렬(W)은 KNN($k=5$) 방식으로 구축하고 행 표준화(row-standardization)를 적용하였으며, OLS 잔차에 대한 Moran's I 및 LM-lag·LM-error 검정을 통해 공간적 의존성을 진단하였다. 진단 결과, 수도권과 비수도권 모두 전체·주간·야간 전 시간대에서 Moran's I가 유의하게 나타났으며(수도권 $I=0.088 \sim 0.111$, $p < 0.01$; 비수도권

$I=0.077$, $p<0.002$), RLM 검정 결과 LM-error가 LM-lag보다 일관되게 크게 나타나 공간오차모형(SEM)의 적용이 적절한 것으로 확인하였다. 기계학습 모형으로는 RF(Breiman, 2001), XGBoost(Chen and Guestrin, 2016), LightGBM을 활용하였다(Ke et al., 2017). 딥러닝 모형으로는 MLP(Taud and Mas, 2017)와 TabNet을 적용하였다(Arik and Pfister, 2021). 모든 예측모형은 동일한 데이터셋을 기준으로 학습되었으며, 대표적인 성능 지표인 RMSE, MAE, R^2 의 세 가지 지표를 활용하여 성능을 비교하였다(Willmott and Matsuura, 2005). 분석은 공간 구분(수도권, 비수도권)과 시간대 조건(전체, 주간, 야간)을 결합한 6종의 시나리오에 대해 각각 수행하였다.

데이터는 훈련(80%)·테스트(20%)로 분할하였으며(random_state = 42 고정), StandardScaler를 훈련 데이터에 fit한 후 테스트 데이터에 transform하여 데이터 누수를 방지하였다. 하이퍼파라미터는 다음과 같이 설정하였다: XGBoost(n_estimators = 1000, learning_rate = 0.05, max_depth = 6, early_stopping_rounds = 50), LightGBM(n_estimators = 1000, learning_rate = 0.05, early_stopping = 50회), RF(n_estimators = 100), MLP(hidden_layer_sizes = (128, 64, 32), early_stopping = True), TabNet(n_d = 8, n_a = 8, n_steps = 3, patience = 50). MLP·TabNet은 gradient 기반 모형으로 종속 변수 스케일이 클 경우 학습이 불안정해지는 특성이 있어(Shanker et al., 1996), 종속변수(y)에도 StandardScaler를 적용하고 예측 시 inverse_transform을 수행하였다. 결과의 안정성 검증 을 위해 XGBoost와 RF에 대해 5-fold 교차검증을 추가 실시하였다.

두 번째 단계에서는 예측 성능이 가장 우수한 모형을 선정하여 SHAP 기반 변수 기여도 분석을 수행하였다. SHAP은 예측모형의 출력값을 각 설명변수의 기여로 분해하여 변수별 중요도를 일관된 기준에서 해석할 수 있도록 설계된 방법으로(Mosca et al., 2022), 개별 변수가 활력 예측값에 미치는 한계 기여도를 정량적으로 평가할 수 있다. 시나리오별로 상이한 모형을 적용할 경우

SHAP 값의 산출 메커니즘과 스케일이 달라져 수도권-비수도권, 주간-야간 간 변수 기여도의 직접 비교가 불가능해진다. 이에 권역 간·시간대 간 영향요인 구조의 일관된 비교를 위해, 전체 6개 시나리오 중 4개에서 최고 성능을 기록하고 나머지에서 최고 성능 모형과 R^2 차이가 0.021 이내인 XGBoost를 단일 해석 모형으로 선정하였다. OLS·SEM·MLP·TabNet은 모든 시나리오에서 XGBoost 및 RF보다 낮은 성능을 보여 최적 모형으로 선정되지 않았다.

IV. 분석 결과

1. 기초통계분석

도시활력 지표의 기술통계 결과, 수도권과 비수도권 간 뚜렷한 차이가 확인되었다(표 1). 전체 시간대 활력의 경우 수도권은 평균 389.10(표준편차 203.37)으로 비수도권 평균 282.07(표준편차 188.99)에 비해 약 38% 높은 수준을 보였다. 주간 활력 및 야간 시간대에서도 수도권이 일관되게 높은 활력을 나타냈다. 분포의 측면에서 보면, 변이계수(CV)는 비수도권(0.67)이 수도권(0.52)보다 평균 대비 상대적인 이질성이 더 크고, 절대적 분포 범위(IQR 및 상·하위 10% 격차)는 수도권(IQR=268.6, 10% 격차: 147~640)이 비수도권(IQR=240.1, 10% 격차: 54~495)보다 더 넓게 나타났다. Levene 검정 결과 통계적 유의성은 확보되지 않았으나($p=0.054\sim0.074$), 분산의 방향성은 수도권에서 더 크게 나타나는 경향을 보였다. 이는 수도권이 비수도권에 비해 높은 평균 활력을 유지함과 동시에, 절대적인 값의 측면에서 지구 간 활력의 양극화가 더 뚜렷하게 존재함을 시사한다.

〈그림 3〉은 지역과 시간대별 생활인구의 분포 특성을 나타내며, 수도권은 중심경향이 높은 집중된 분포를, 비수도권은 더 큰 변동성을 나타냈다. 분포의 형태를 살펴보면, 전체 시간대와 주간, 야간 생활인구 모두 수도권과 비수도권에서 유사한 양상을 보였다(그림 4). 대부분의 택지개발지구가 낮은 생활인구 수준에

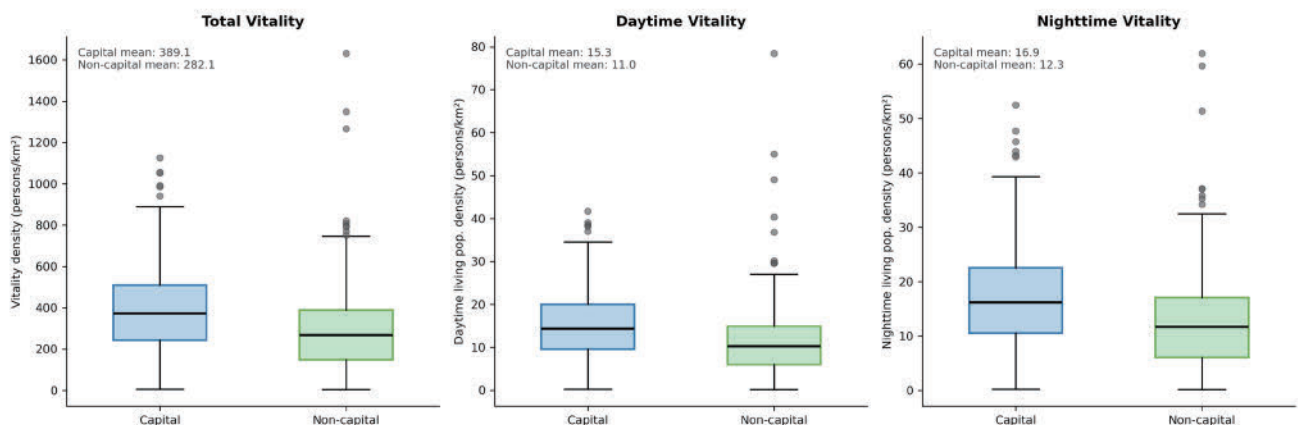


Figure 3. Distribution of urban vitality by time period

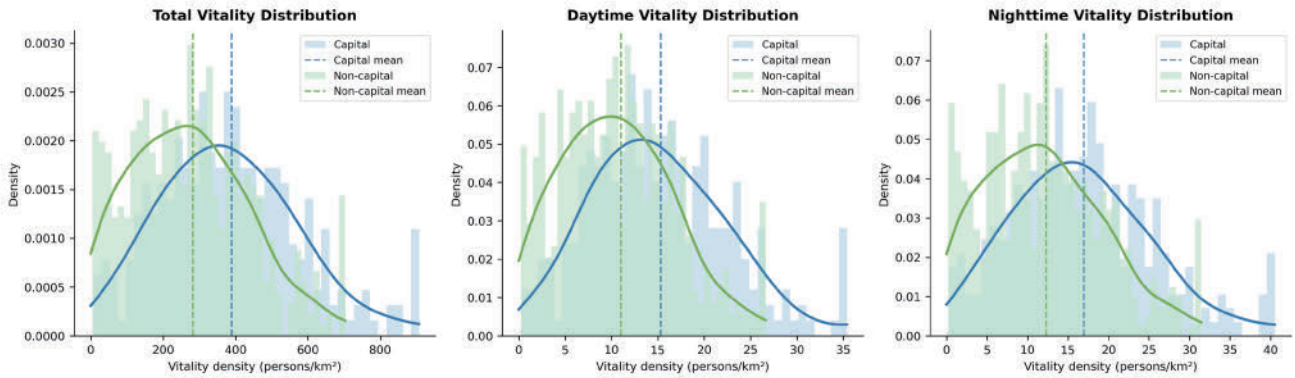


Figure 4. Comparison of vitality distribution by time period

집중되어 있으며, 일부 고밀도 지구가 분포의 오른쪽 꼬리를 형성하는 우편향 분포 특성을 보였다. 비수도권에서는 부산문현·부산대연 혁신도시개발사업(전체 최대 1,630명/km²), 대전관저지구(약간 61.9명/km²로 비수도권 약간 1위), 춘천 퇴계·석사지구, 센텀시티지방산업단지 등이 전체 생활인구 기준 2SD(660명/km²) 초과 아웃라이어로 확인되었으며, 이들은 일반 주거 택지와 구별되는 기능적·입지적 특수성으로 인해 높은 활력을 보이는 것으로 판단된다.

〈그림 5〉는 주요 설명 변수의 분포를 보여준다. 토지이용 및 물리적 환경 측면에서는 수도권 택지개발지구의 개발 밀도가 높게 나타났다. 용적률은 수도권 평균 1.13으로 비수도권 평균 0.81보

다 약 40% 높았으며, 지구 면적도 수도권이 약 63% 더 컸다. 토지이용 혼합도(*entropy*)는 수도권이 0.57로 비수도권 0.51보다 높아 수도권 지구가 더 복합적인 토지이용 특성을 보였다. 반면 공업지역 비율(*industrial_ratio*)은 비수도권(0.042)이 수도권(0.008)보다 약 5배 높아, 비수도권 택지개발지구에 산업용지가 상대적으로 많이 배치되어 있음을 알 수 있다.

접근성 및 생활 인프라 측면에서는 두 권역 간 교통 접근성 격차가 두드러졌다. 지하철역 500m 이내(*sub_500m*) 접근성은 수도권이 평균 1.15개로 비수도권 0.28개보다 약 4배 높아, 수도권의 대중교통 접근성이 매우 우수하게 나타났다. 중심지 접근성(*center_dis*) 역시 수도권(0.69)이 비수도권(0.26)보다 높아, 수도

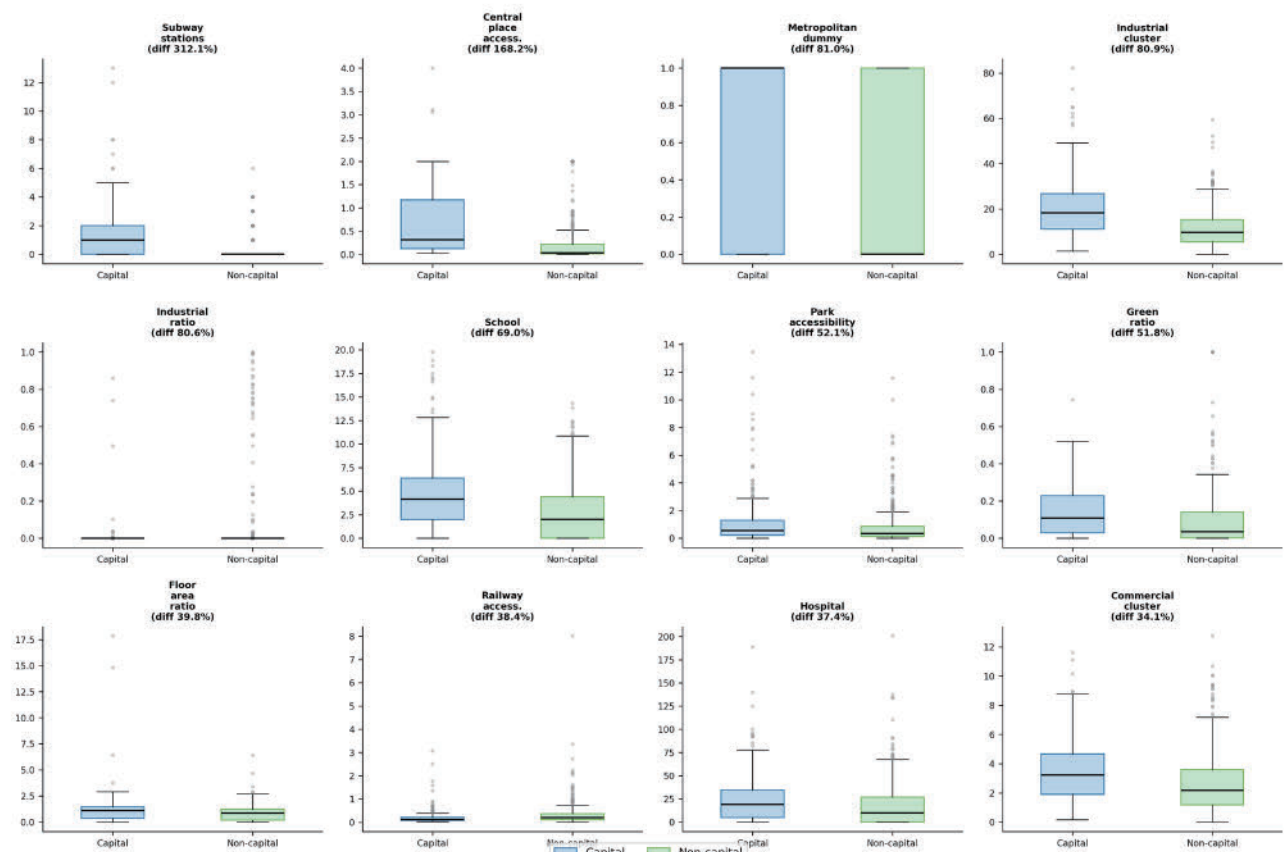


Figure 5. Comparison of key explanatory variable distributions (Top 12 by mean difference ratio)

권 지구가 지역 중심지와 더 가까이 위치하는 경향이 확인되었다. 반면 기차역 접근성은 비수도권(0.32)이 수도권(0.20)보다 높게 나타났는데, 이는 비수도권 택지개발지구가 지역 거점 철도역과 상대적으로 가까이 입지하는 경향을 반영한다. 공원 접근성(*park_area*)은 수도권(1.14km²)이 비수도권(0.75km²)보다 약 52% 높았으며, 산업클러스터 접근성(*ind_cluste*) 또한 수도권이 약 1.8배 높아 수도권 지구의 산업 활동 집적도가 더 높음을 보여주었다. 생활편의시설 측면에서는 병원 밀도(수도권 24.17개/km², 비수도권 17.59개/km²)와 학교 밀도(수도권 4.53개/km², 비수도권 2.68개/km²)에서 수도권이 높았던 반면, 음식점 밀도는 비수도권(232.16개/km²)이 수도권(177.65개/km²)보다 약 31% 높게 나타나 대조적인 양상을 보였다.

도시 규모 측면에서는 인구수가 수도권 평균 21,830명으로 비수도권 평균 16,550명보다 약 32% 많았으며, 종사자 수 역시 수도권(4,984명)이 비수도권(3,768명)보다 약 32% 많아 수도권 택지개발지구의 인구·고용 규모가 전반적으로 더 큰 것으로 나타났다. 대도시권 터미 변수(*central_du*) 또한 수도권(0.73)이 비수도권(0.40)보다 높아, 수도권 내 지구의 상당수가 대도시권에 포함되어 있음을 보여준다.

2. 모델 성능 비교

7가지 모델을 기준으로 각 지역(수도권, 비수도권)과 시간대(전체, 주간, 야간)별로 최적 모델을 선정하였으며, 그 결과는 (표 2)에 구체적으로 나타내었다.

수도권 전체 시간대 도시활력 예측에서는 XGBoost 모델이 $R^2=0.610$ 으로 가장 높은 성능을 보였으며, 주간 활력 예측에서는 RF가 $R^2=0.535$ (XGBoost $R^2=0.524$, 차이 0.011)가, 야간 활력 예측에서는 XGBoost가 $R^2=0.561$ 로 최적 모델로 나타났다. 비수도권 전체 시간대에서는 XGBoost가 $R^2=0.478$ 로 최고 성능을 나타냈으며, 주간에서는 RF가 $R^2=0.477$ (XGBoost $R^2=0.456$, 차이 0.021), 야간에서는 XGBoost가 $R^2=0.476$ 으로 가장 높은 성능을 기록하였다. 수도권의 최적 모델 R^2 범위는 0.535~0.610이며, 비수도권은 0.477~0.478로 수도권이 높게 나타났다. 그러나 이 비교는 단일 분할 결과에 기반하므로, 아래 교차검증 결과와 함께 해석할 필요가 있다.

OLS와 SEM의 경우 수도권에서 음수 R^2 가 나타났는데(전체 OLS -29.43, SEM -24.69; 주간 OLS -15.73, SEM -10.23; 야간 OLS -38.80, SEM -35.24), 이는 소표본(테스트 57개) 환경에서 선형 모형이 이질적인 활력 분포를 충분히 포착하지 못하기 때문으로 판단된다. 반면 비수도권에서는 OLS $R^2=0.459$, SEM $R^2=0.465$ 로 안정적인 성능을 보였으며, 이는 비수도권 활력 형성이 상대적으로 선형적 관계에 가까움을 시사한다. 또한 비수도권에서 SEM이 OLS보다 일관되게 높은 성능을 보인 것은 공간적 의존성이 상대적으로 중요한 역할을 할 가능성을 보여준다.

결과의 안정성 검증을 위해 실시한 5-fold 교차검증 결과, 수도권 XGBoost CV $R^2=0.277\pm0.142$, RF CV $R^2=0.407\pm0.135$, 비수도권 XGBoost CV $R^2=0.507\pm0.115$, RF CV $R^2=0.524\pm0.121$ 로 나타났다. 비수도권은 CV와 hold-out R^2 간 일관성이 높은 반면, 수도권의 경우 두 값 사이의 차이가 크고,

Table 2. Model performance comparison by time period in capital and non-capital regions

Model	Total time			Daytime			Nighttime		
	R^2	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE
[Capital region]									
OLS	-29.428	1,134.557	271.332	-15.728	31.588	8.790	-38.801	58.826	13.279
SEM	-24.689	1,042.480	259.820	-10.232	25.883	8.090	-35.235	56.129	12.911
RandomForest	0.519	142.687	111.141	0.535	5.269	4.146	0.490	6.658	5.046
LightGBM	0.486	147.450	114.729	0.501	5.457	4.336	0.488	6.674	4.937
XGBoost	0.610	128.493	97.317	0.524	5.331	4.194	0.561	6.177	4.640
MLP	0.323	169.287	138.824	0.329	6.328	5.220	0.309	7.752	6.304
Tabnet	0.393	160.263	130.731	0.276	6.570	5.669	0.291	7.850	6.526
[Non-capital region]									
OLS	0.459	126.832	75.364	0.437	4.736	2.918	0.459	5.807	3.397
SEM	0.465	126.181	73.687	0.443	4.713	2.841	0.465	5.775	3.335
RandomForest	0.470	125.631	74.415	0.477	4.565	2.784	0.444	5.888	3.537
LightGBM	0.445	128.556	78.712	0.464	4.622	2.880	0.446	5.878	3.577
XGBoost	0.478	124.601	74.776	0.456	4.656	2.894	0.476	5.714	3.494
MLP	0.447	128.248	82.713	0.440	4.727	3.113	0.447	5.874	3.725
Tabnet	0.113	162.495	103.638	0.408	4.859	3.132	0.344	6.393	4.052

분산도 높게 나타났다. 이는 표본 수(284개) 제한으로 인한 fold 간 분포 변이가 크게 나타난 결과로 해석된다.

MLP는 수도권에서 전체 0.323, 주간 0.329, 야간 0.309, 비수도권에서는 전체 0.447, 주간 0.440, 야간 0.447의 R²를 기록하였으며, TabNet은 수도권에서 전체 0.393, 주간 0.276, 야간 0.291, 비수도권에서 전체 0.113, 주간 0.408, 야간 0.344로 나타났다. 전반적으로 트리 기반 모형이 딥러닝 기반 모형 대비 우수한 성능을 보였으며, 이러한 경향은 소표본 정형(tabular) 데이터 환경에서 일관되게 보고된 바 있다(Grinsztajn et al., 2022). 이에 따라 MLP와 TabNet은 방법론 비교를 위한 참조 모형으로 활용하였다.

3. 변수 중요도 분석

모델 간 해석 방식의 차이에 따른 편향을 최소화하고 변수 중요도의 비교 가능성을 확보하기 위해, 본 연구는 6개의 시나리오 중 4개 시나리오에서 최고 성능을 보인 XGBoost 모델을 기준으로 SHAP 분석을 수행하였다. 다만, RF가 최고 성능을 보인 수도권·비수도권 주간 시나리오의 결과는 부록(부록 그림 1)에 제시하였다.

수도권 전체 시간대 SHAP 분석 결과(그림 6), 인구(SHAP 중요도 73.37)가 가장 높은 기여도를 보였으며, 산업클러스터 접근성(54.96), 종사자 수(19.11), 공원 면적(11.38), 용적률(10.76)이 상위 5개 변수로 확인되었다.

주간 시간대에서는 산업클러스터 접근성(2.90)이 가장 높은 기여도를 보였으며, 인구(2.39), 도로 밀도(0.49), 편의점 밀도(0.49), 공원 면적(0.40)순으로 나타났다. 야간 시간대에서는 인구(3.42)가 가장 높은 기여도를 보였으며, 산업클러스터 밀도(2.20), 종사자 수(1.06), 용적률(0.64), 공원 면적(0.46)이 상위 5개 변수로 나타났다.

비수도권 전체 시간대 SHAP 분석 결과(그림 6), 인구(53.29)가 가장 높은 기여도를 보였으며, 산업클러스터 접근성(35.86), 상업클러스터 접근성(24.11), 용적률(9.45), 도로면적비율(6.00)이 상위 5개 변수로 나타났다. 주간 시간대에서는 인구(2.20)가 가장 높은 기여도를 보였으며, 산업클러스터 접근성(1.49), 상업클러스터 접근성(0.54), 종사자 수(0.35), 상업지역 비율(0.31) 순이었다. 야간 시간대에서는 인구(2.70)가 가장 높은 기여도를 유지하였으며, 상업클러스터 접근성(1.45), 산업클러스터 접근성(1.26), 용적률(0.33), 공원 면적(0.27)이 상위 5개 변수로 나타났다. 특히, 야간 시간대에 상업클러스터 접근성의 순위가 산업클러스터 접근성보다 높게 나타났다.

수도권과 비수도권의 SHAP 기반 변수 기여도를 비교한 결과(표 3), 인구와 산업클러스터 접근성은 두 지역 모두에서 전체·주간·야간 시간대에 걸쳐 최상위 변수로 나타났다. 반면 상업클러스터 접근성은 비수도권에서 전체 3위, 주간 3위, 야간 2위로 일관되게 상위권에 위치한 반면, 수도권에서는 전체·주간 10위, 야간 7위로 상대적으로 낮은 순위를 보였다. 공원 면적은 수도권에

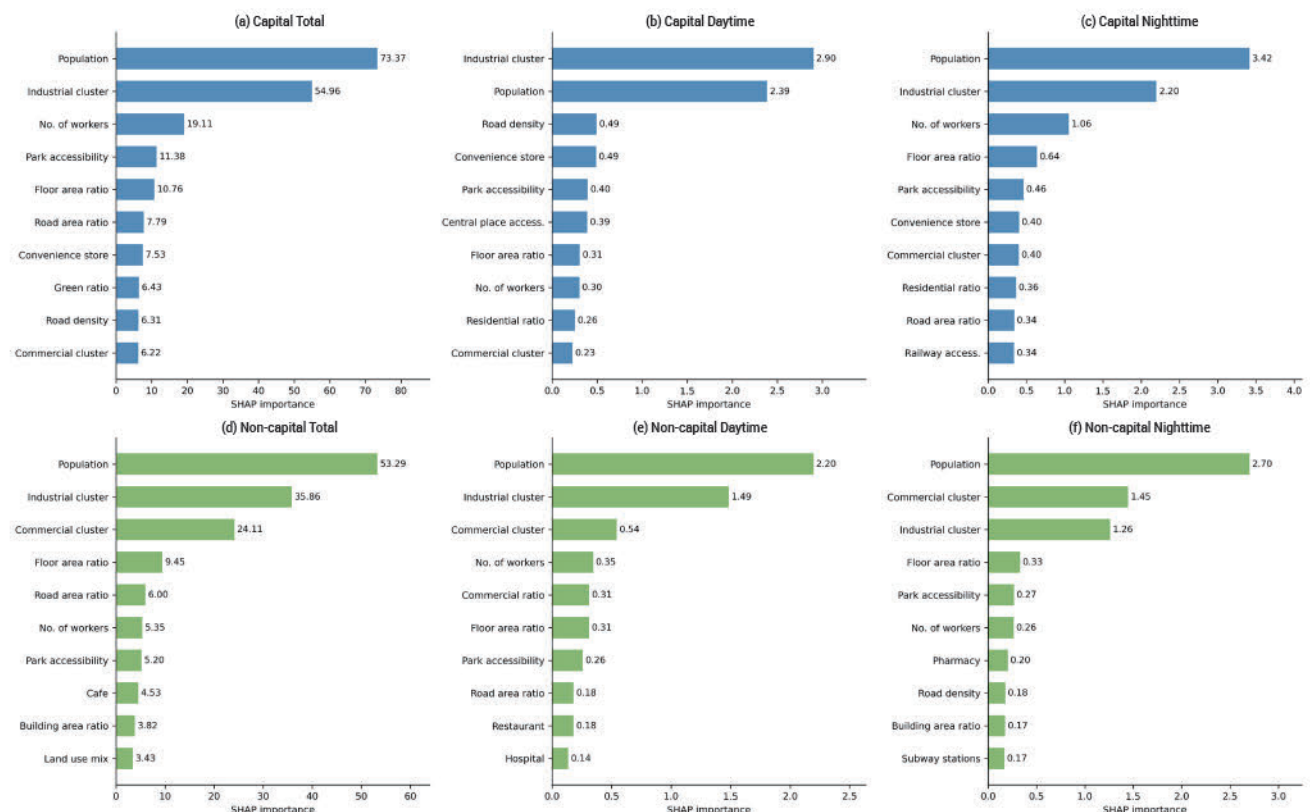


Figure 6. SHAP contribution comparison between capital (a, b, c) and non-capital (d, e, f) regions

Table 3. Top variable rankings by region and time period

Time period	Rank	Capital region		Non-capital region	
		Variable	Importance	Variable	Importance
Total	1	pop	73.37	pop	53.29
	2	ind_cluste	54.97	ind_cluste	35.86
	3	worker	19.11	com_cluste	24.11
	4	park_area	11.38	FAR	9.45
	5	FAR	10.76	RAR	6.00
Daytime	1	ind_cluste	2.90	pop	2.20
	2	pop	2.39	ind_cluste	1.49
	3	road_den	0.49	com_cluste	0.54
	4	CVS	0.49	worker	0.35
	5	park_area	0.40	commercial_ratio	0.31
Nighttime	1	pop	3.42	pop	2.70
	2	ind_cluste	2.20	com_cluste	1.45
	3	worker	1.06	ind_cluste	1.26
	4	FAR	0.64	FAR	0.33
	5	park_area	0.46	park_area	0.24

서 전체 4위, 야간 5위로 상위에 위치한 반면, 비수도권에서는 전체 7위, 야간 5위로 상대적으로 낮았다.

V. 논의

본 연구는 동일한 개발 제도 하에서 조성된 전국 803개 택지개발지구를 대상으로 도시활력에 영향을 미치는 설명 변수의 구조와 상대적 중요도를 비교 분석하여, 수도권과 비수도권 간 활력 관련 영향요인 구조의 차이를 확인하였다. RQ1과 관련하여 수도권과 비수도권은 도시활력과 관련된 핵심 변수의 구성과 중요도에서 구조적 차이를 보였으며, RQ2와 관련해서는 이러한 영향력이 주·야간 시간대에 따라 권역별로 상이하게 나타나는 것으로 나타났다.

먼저 기술통계 분석 결과, 수도권 택지개발지구의 도시활력은 비수도권에 비해 전반적으로 높은 수준을 보였다. 변이계수 기준으로는 비수도권이 수도권보다 높아 평균 대비 상대적 이질성이 더 큰 것으로 나타났으나, 절대적 분포 범위(IQR)는 수도권이 비수도권보다 넓게 형성되어 두 지표가 서로 다른 차원의 이질성을 반영하고 있음이 확인되었다. 특히 수도권은 IQR 및 상·하위 10% 격차가 더 크게 나타나, 내부적으로 고활력 지구와 상대적으로 저조한 지구가 혼재하는 양극화된 구조를 보였다. 이는 수도권이 인구·고용·교통 인프라의 구조적 우위(김현우·이준영, 2022)를 점하고 있음에도 불구하고, 지구별 기능과 입지에 따라 활력 수준이 뚜렷하게 차별화되고 있음을 의미한다. 반면, 비수도권은 평균 활력이 낮음에도 상대적 이질성이 크다는 점에서,

광역적 집적보다는 개별 생활권 단위의 산발적인 활력 형성 양상(구양미, 2021; 김규혁 외, 2021)을 띠고 있음을 시사한다.

단일 hold-out 기준으로는 수도권 모델의 설명력이 비수도권 대비 높게 나타났으나, 5-fold CV 기준으로는 비수도권이 수도권보다 안정적으로 높아 두 지표가 상이한 방향을 나타냈다. 이는 수도권 소표본(284개)에서 비롯된 단일 분할의 불안정성을 반영하는 동시에, 수도권 활력이 인구·고용·교통 등 개별 변수의 독립적 영향보다 이들 간의 맥락적 조합과 공간적 상호작용에 의해 형성되는 복잡한 구조임을 시사한다(강동우, 2023; 김현우·이준영, 2022). OLS와 SEM이 수도권에서 음수 R^2 를 기록한 반면, 비수도권에서는 ML 모형과 유사한 성능을 보였다. 이는 수도권 활력 형성이 변수 간 비선형·복합적 상호작용이 더 강하게 작동하는 구조임을 보여주며, 비수도권은 상대적으로 선형적 관계에 더 가깝게 나타남을 시사한다. 또한, SEM이 OLS보다 일관되게 높은 설명력을 보여 도시활력이 개별 지구의 독립적 특성뿐 아니라 인접 지역과의 공간적 상호작용 속에서 형성될 가능성을 시사한다.

SHAP 기반 변수 기여도 분석 결과, 인구 규모와 산업클러스터 접근성은 두 권역 모두에서 도시활력의 공통적 영향요인으로 확인되었다. 그러나 세부 양상에서 수도권은 '직주근접 기반 복합 기능 구조'가, 비수도권은 '거점 집중 상업 소비'가 활력과의 관련성이 높은 구조적 차이를 보였다. 수도권에서는 산업클러스터 접근성이 주간 시간대에 인구보다 높은 중요도를 보였으며, 이는 택지개발지구가 단순한 주거 공급 기능을 넘어 지식기반 산업과 고용 기능을 일정 수준 갖춘 구조임을 시사한다. 이러한 결과는

1990년대 이후 직주근접을 강조해 온 수도권 신도시 정책과 지식 기반산업의 성장 흐름과도 연결된다(강동우, 2023; 김현우·이준영, 2022). 또한 2010년 「지속가능한 신도시 계획기준」 제정 이후 자족시설 용지 확보가 제도화되고, 2014년 「공공주택 특별법」 체계에서도 자족기능 강화와 활력 기반 계획을 강조해 온 정책 방향이 일정 부분 관련성을 보이고 있음을 시사한다.

반면 비수도권에서는 산업클러스터와 더불어 상업클러스터 접근성이 전 시간대에 걸쳐 높은 변수 기여도를 보였으며, 특히 야간에는 상업클러스터가 산업클러스터를 앞서 2위를 기록했다. 이는 산업 기반이 상대적으로 분산된 지역에서 상업 기능이 집적된 일부 지역으로 유동인구가 집중되는 ‘앵커 효과’의 가능성을 시사하며(김규혁 외, 2021), 소비·서비스 기능의 집적이 비수도권 도시활력 형성과 높은 관련성을 보이는 구조임을 확인하였다(차건환·임수하, 2023).

시간대별 분석에서도 이러한 양상을 확인할 수 있다. 공원 접근성은 수도권에서 전체(4위)·주간(5위)·야간(5위) 전 시간대에 걸쳐 상위 5위 안에 일관되게 포함되었으며, 비수도권에서도 야간에 5위로 진입하였다. 이는 수도권에서는 전체 시간대가, 비수도권에서는 귀가 시간대인 야간에 녹지·여가 공간이 생활 활동과 관련된 요인으로 부각됨을 시사하며, 고밀 도시 환경 속에서 정주 환경의 중요성을 보여준다(조월 외, 2025). 또한, 비수도권 야간에서 상업클러스터와 산업클러스터의 중요도가 공원 접근성을 크게 앞서며, 인구 감소와 고령화가 진행되는 환경 속에서도 상업 거점이 사회적 교류와 체류 활동과 관련된 핵심 공간으로 기능하고 있음을 시사한다(임태경, 2024a).

이러한 결과는 전국에 획일적으로 적용되는 현행 택지개발 제도가 권역에 따라 상이한 활력 성과로 이어지고 있음을 실증적으로 보여준다. 수도권의 경우, 자족시설용지의 양적 확보를 넘어 산업 밀도와 업종 구성, 고용 창출 효과를 고려한 질적 관리 기준을 병행 도입할 필요가 있다. 「지속가능한 신도시 계획기준」은 자족시설용 확보를 제도화하였으나, 실제 활력에서는 산업 생태계와의 연계성 및 기능적 집적도가 중요한 관련 변수로 나타나는 만큼, 이를 반영한 세부 기준의 보완이 요구된다.

비수도권의 경우에는 「택지개발업무처리지침」의 계획인구 등 정량지표에 기반한 상업시설 용지 산정 방식이 지역별 상업 수요 구조의 차이를 충분히 반영하지 못할 가능성이 있다. 상업 기능을 균등하게 분산 배치하기보다는 기존 중심지, 교통 결절점, 산업단지 등과의 기능적 연계를 고려하여 선택적으로 집적하는 전략이 보다 효과적으로 나타날 수 있다. 이에 상업용지 배치 기준의 탄력적 운용과 거점 중심의 기능 강화 전략을 제도적으로 검토할 필요가 있다.

또한, 2024년 「국토의 계획 및 이용에 관한 법률」 개정을 통해 도입된 공간혁신구역 제도(도시혁신구역, 복합용도구역, 도시·군계획시설입체복합구역)를 활용하여, 수도권은 정주 여건 개선

을 위한 복합 어메니티 공간을, 비수도권은 활력 거점 형성을 위한 상업·업무 복합 고밀 개발을 유도하는 등 권역별 차별화된 적용이 필요하다.

이러한 정책 방향은 사업 규모에 따라라도 차별적으로 설계될 필요가 있다. 「지속가능한 신도시 계획기준」의 자족 기능 기준이 주로 330만 m^2 이상의 대규모 지구에 적용되는 반면, 비수도권에 산재한 중소규모 일반 택지개발지구들이 자족 기능이 결여된 ‘베드타운’ 혹은 ‘단순 상업 집적지’로 고착화될 위험이 있다. 따라서 신도시급 지구에는 고용 밀도·업종 기준 등 자족시설의 질적 요건을 강화하고, 일반 택지개발지구에는 규모에 비례한 최소 자족 기능 확보 기준 도입과 인근 거점 지구와의 연계 계획을 단계적으로 도입하는 제도적 정비가 요구된다.

마지막으로, 머신러닝 모형 전반에서 XGBoost와 RF가 전체 공간 및 시간대에서 가장 안정적인 성능을 보였다는 점은 도시활력과 물리적 환경 변수 간의 관계가 단일한 선형 구조가 아니라 다층적·비선형적으로 작동함을 시사한다(Han et al., 2024; Li and Miao, 2025). 이는 소표본 정형 데이터 환경에서 트리 기반 모형이 딥러닝 모형 대비 우수한 성능을 보임을 확인한 선행연구와 일치한다(Grinsztajn et al., 2022).

VI. 결론

본 연구는 「택지개발촉진법」 체계하에 조성된 전국 택지개발지구를 대상으로 수도권과 비수도권의 도시활력 영향요인 구조를 비교·분석하였다. 이를 통해 동일한 개발 제도 하에서 조성된 지구와 하더라도 입지한 권역의 특성에 따라 도시활력관련 영향요인이 상이한 양상으로 나타남을 확인하였다.

분석 결과, 인구 규모와 산업클러스터 접근성은 두 권역 모두에서 도시활력의 공통 영향요인으로 작용하였다. 그러나 수도권에서는 산업클러스터가 특히 주간 활력의 핵심 변수로, 비수도권에서는 상업클러스터가 전 시간대에 걸쳐 활력의 중요한 역할을 수행하는 것으로 나타났다. 시간대별로는 수도권 전체 시간대와 비수도권 야간 활력에서 공원 접근성 등 정주 환경 요인이 중요한 반면, 비수도권에서는 야간에도 상업 중심 공간이 중요함이 확인되었다. 예측 성능 측면에서는 XGBoost가 4개 시나리오, RF가 2개 시나리오에서 각각 최고 성능을 기록하였으며, MLP·TabNet은 모든 시나리오에서 트리 기반 모형보다 낮은 성능을 보여 소표본 정형 데이터 환경에서 트리 기반 모형의 우위를 확인하였다. 다만, 단일 hold-out 기준 수도권의 설명력이 5-fold CV 평균과의 차이가 크게 나타나며, CV 기준으로는 비수도권의 설명력이 더 안정적으로 높게 나타났다. 이를 함께 고려하였을 때, 수도권 활력 형성에는 개별 변수의 독립적 영향보다 이들 간의 맥락적 조합과 비선형적 상호작용이 더 복합적으로 작용하고 있을 가능성이 있다.

이러한 결과는 전국적으로 표준화된 택지개발 및 도시계획 수립 방법이 모든 지역에서 동일한 성과를 보여주지 못한다는 것을 시사하며, 권역의 구조적 특성에 따라 도시활력 관련 영향요인 구조가 상이하게 나타남을 보여준다. 정책적으로, 수도권에서는 자족시설용지의 양적 확보 기준을 넘어 고용 밀도와 업종 구성 등 질적 요건을 보완할 필요가 있으며, 비수도권에서는 계획인구 등 정량 지표 중심의 용지 산정 체계를 재검토하여 상업 기능의 선택적 집적과 거점 연계를 고려한 차별화된 기준 마련이 요구된다. 또한, 2024년 「국토의 계획 및 이용에 관한 법률」 개정으로 도입된 공간핵심구역 제도는 이러한 권역별 전략을 구현할 수 있는 제도적 수단이 될 수 있다. 특히 사업 규모에 따라 자족 기능 기준을 차등 적용하고, 중소규모 지구에 대해서는 최소 자족 기능 확보와 인근 거점과의 연계를 강화하는 방향의 제도 정비가 필요하다.

방법론적으로는 정형 도시계획 데이터에 XGBoost와 SHAP 분석을 결합하여, 복잡한 변수 간 비선형 관계를 해석 가능한 방식으로 규명하였다는 의의를 가진다.

본 연구는 2023년 단일 시점의 횡단면 데이터를 활용하여, 도시활력의 시계열적 변화를 포착하지 못하였으며, 생활인구를 도시활력 대리변수로 사용하여 구체적인 경제적 활력을 직접 반영하기에 부족하다는 한계를 가진다. 또한, 분석 대상을 택지개발 지구로 한정하여 기성 시가지로의 일반화에는 제약이 따르며, 수도권의 경우 표본 수 제한으로 인해 교차검증결과 해석에 한계가 있다. 향후 시계열 종단면 분석과 카드 매출·상가 공실률 등 실물 경제 지표를 결합한 연구, 표본 확대를 통한 모델 안정성 재검증, 그리고 다양한 개발 유형으로 분석 대상을 확장하는 후속 연구를 통해 연구를 확장하고 검증할 필요가 있다.

인용문헌 References

- 강동우, 2023. "일자리 분포의 지역격차: 수도권과 비수도권 간 비교를 중심으로", 「노동리뷰」, 11: 7-12.
Kang, D., 2023. "Regional Disparities in Job Distribution: Focusing on the Comparison between the Capital and Non-capital Regions", *Monthly Labor Review*, 11: 7-12.
- 구양미, 2021. "인구 변화와 도시 쇠퇴의 지역 불균형: 저출산과 지방소멸 문제에 대한 시사점", 「국토지리학회지」, 55(3): 301-320.
Koo, Y., 2021. "Regional Disparities in Population Change and Urban Decline: Implications for the Low Fertility and Disappearing Region Issues", *The Geographical Journal of Korea*, 55(3): 301-320.
- 국토해양부, 2010. 「지속가능한 신도시 계획기준」, 세종. Ministry of Land, Transport and Maritime Affairs, 2010. *Sustainable New Town Planning Standards*, Sejong.
- 김규엽·이창근, 2024. "가로경관 요소가 도시 활력에 미치는 영향 - 서울시를 대상으로", 「기초조형학연구」, 25(6): 41-52.
Kim, K. and Lee, C., 2024. "The Effect of Streetscape Elements on Urban Vitality: Focusing on Seoul", *Journal of Basic Design and Art*, 25(6): 41-52.
- 김규혁·이동엽·김동호·원민수·홍성민·송태진, 2021. "모바일 생활통행데이터 기반 도시 인구 규모별 생활권 분류 및 특성 파악", 「대한교통학회지」, 39(5): 662-679.
Kim, K., Lee, D., Kim, D., Won, M., Hong, S., and Song, T., 2021. "A Study on the Classification and Understanding of Travel Boundary by City Population Scale Based on Mobile Travel Data", *Journal of Korean Society of Transportation*, 39(5): 662-679.
- 김민정·김철영, 2025. "대구광역시 자치구별 아파트 가격 결정요인 분석 - 택지개발지구를 중심으로", 「주거환경」, 23(1): 1-9.
Kim, M. and Kim, C., 2025. "Analysis of Apartment Price Determinants by District in Daegu Metropolitan City: Focusing on Housing Development Districts", *Journal of the Korean Residential Environment*, 23(1): 1-9.
- 김병석·서원석, 2014. "지역의 인구변화에 영향을 미치는 사회경제적 특성 연구: 수도권과 비수도권 비교를 중심으로", 「한국지역개발학회지」, 26(4): 1-14.
Kim, B. and Seo, W., 2014. "Investigating Socio-Economic Characteristics affecting Regional Population Changes: Comparing Capital Region to Non-Capital Region", *Journal of the Korean Regional Development Association*, 26(4): 1-14.
- 김유현, 2021. "지역의 경제·생활여건이 청년인구이동에 미치는 영향", 「한국행정학보」, 55(2): 337-367.
Kim, Y., 2021. "The Effects of Regional Economic and Living Conditions on Youth Population Migration", *Korean Public Administration Review*, 55(2): 337-367.
- 김윤식·양병윤, 2023. "HDBSCAN 클러스터링 방법을 이용한 도시 관심 지역 추출에 관한 연구", 「한국지도학회지」, 23(1): 67-77.
Kim, Y. and Yang, B., 2023. "Extracting Urban Areas of Interest Using HDBSCAN Clustering Method", *Journal of the Korean Cartographic Association*, 23(1): 67-77.
- 김진유, 2010. "신도시 개발이 도시공간구조에 미친 영향: 수도권 1기 신도시가 인구 및 고용분포 변화에 미친 영향을 중심으로", 「국토연구」, 64: 185-201.
Kim, J.Y., 2010. "The Effect of New Town Development on Urban Spatial Structure: The Change of Population and Employment Distribution in Seoul Metropolitan Area by the Five New Towns", *The Korea Spatial Planning Review*, 64: 185-201.
- 김현우·이준영, 2022. "수도권·비수도권 간 발전 격차와 정책 방향", 「월간 KIET 산업경제」, 286: 23-33.
Kim, H. and Lee, J., 2022. "Development Gap between the Capital and Non-capital Regions and Policy Directions", *KIET Monthly Industrial Economics*, 286: 23-33.
- 김호철·정주희, 2009. "택지개발지구의 토지이용 구성비율이 주택가격에 미치는 영향: 수도권 택지개발지구를 중심으로", 「국토계획」, 44(6): 123-137.
Kim, H. and Jeong, J., 2009. "The Effect of the Land Use Dis-

- tribution Ratio on Housing Price in the Residential Development District - The Case of Seoul Metropolitan Areas -, *Journal of Korea Planning Association*, 44(6): 123-137.
13. 김화연·이대웅, 2022. "지역균형발전을 위한 청년세대의 지방 정착의사 영향요인 연구 - 청년정책과 생활 인프라를 중심으로", *한국지방자치학회보*, 34(2): 261-288.
- Kim, H. and Lee, D., 2022. "An Empirical Study of the Predictors of Settlement Intention in Youth Generation: Focusing on Youth Policy and Living Infrastructure", *Journal of Local Government Studies*, 34(2): 261-288.
14. 박원석, 2015. "수도권 가구의 가구특성별 주거입지 선호요인 분석: 대구·경북 가구사례와의 비교분석", *한국지역지리학회지*, 21(3): 515-528.
- Park, W., 2015. "Analysis of Residential Location Preference Factors by Characteristics of Households in the Case of Seoul Metropolitan Area Households: Comparative Analysis with the Case of Daegu - Gyeongbuk Households", *Journal of the Korean Association of Regional Geographers*, 21(3): 515-528.
15. 박태선·이미영·한우석, 2015. "지역 간 문화격차 실태 및 개선방안", *국토정책 Brief*, 503: 1-8.
- Park, T., Lee, M., and Han, W., 2015. "The Current State of Cultural Gaps between Regions and Improvement Measures", *KRIHS Policy Brief*, 503: 1-8.
16. 변세일·고영화·최진도, 2019. "비수도권 아파트 가격 및 전세가 결정 요인 분석 - 광주, 대전, 대구, 부산의 사례를 중심으로", *주거환경*, 17(4): 109-126.
- Byun, S., Ko, Y., and Choi, J., 2019. "An Analysis on Determinant Factor of Apartments Price and Jeonse Price in Gwangju, Daejeon, Daegu, Busan", *Journal of the Korean Residential Environment*, 17(4): 109-126.
17. 오지운·정주철, 2025. "도시의 사회적 다양성과 물리적 건조 환경 특성이 도시 활력에 미치는 영향", *국토계획*, 60(2): 91-106.
- Oh, J. and Jung, J., 2025. "The Impact of Social Diversity and Physical Built Environment Characteristics on Urban Vitality", *Journal of Korea Planning Association*, 60(2): 91-106.
18. 유동균·박준·염춘호, 2021. "교통접근성이 인구증가에 미치는 영향요인 연구 - 비수도권 인구감소도시 중심으로", *지역사회연구*, 29(1): 49-73.
- Yoo, D., Park, J., and Yeom, C., 2021. "A Study on the Effect of Transportation Accessibility on Population Changes - Focused on Population Decrease Area in Non-capital Region -", *Journal of Regional Studies*, 29(1): 49-73.
19. 유상민·변병설·김수영, 2012. "택지개발사업에 따른 인구와 산업구조의 변화 특성 분석 - 천안시, 아산시를 대상으로", *국토지리학회지*, 46(4): 415-427.
- Yoo, S., Byun, B., and Kim, S., 2012. "An Analysis of the Characteristics of Changes in Population and Industrial Structure due to Residential Development - A Case of Cheonan-Si and Asan-Si -", *The Geographical Journal of Korea*, 46(4): 415-427.
20. 윤영준·최창규·타누선·성현곤, 2014. "공원의 입지와 유형이 가로활력에 미치는 영향 분석: 서울시를 대상으로", *국토계획*, 49(6): 95-107.
- Yoon, Y., Choi, C., Tanu, S., and Sung, H., 2014. "Analyzing an Impact of the Location and Type of Parks on Street Vitality in Seoul", *Journal of Korea Planning Association*, 49(6): 95-107.
21. 이소영·배민철·주희선, 2023. "모바일 생활 통행데이터를 활용한 일간 인구이동 패턴 및 영향요인 분석: 경상남도의 직장인구와 방문인구 비교를 중심으로", *국토계획*, 58(2): 5-21.
- Lee, S., Bae, M., and Joo, H., 2023. "Comparative Analysis of Daily Population Movement Patterns and Influencing Factors Using Mobile Travel Data: The Case of Working, Visiting Population in Gyeongsangnam-do", *Journal of Korea Planning Association*, 58(2): 5-21.
22. 이주아·구자훈, 2013. "가로의 물리적 여건과 보행량의 영향관계 분석: 서울시 도심권역, 강남권역, 여의도권역의 중심업무지구를 대상으로", *국토계획*, 48(4): 269-286.
- Lee, J. and Koo, J., 2013. "The Effect of Physical Environment of Street on Pedestrian Volume - Focused on Central Business District(CBD, GBD, YBD) of Seoul -", *Journal of Korea Planning Association*, 48(4): 269-286.
23. 이진성·김현숙, 2013. "지역별 주택가격 변동률에 영향을 미치는 요인 규명에 관한 연구", *부동산학보*, 55: 266-278.
- Lee, J. and Kim, H., 2013. "Study on Influential Factors toward Housing Price Volatility by Region", *Korea Real Estate Academy Review*, 55: 266-278.
24. 임동일, 2010. "도시개발에 의한 강릉시 공간구조변화의 분석", *지역발전연구*, 10(1): 99-128.
- Lim, D., 2010. "Analysis of the Change of Urban Structure in Gnaengneung-City by Urban Development", *Journal of Regional Development*, 10(1): 99-128.
25. 임태경, 2023. "연령별 청년인구 유입에 미치는 영향요인 분석: 수도권-비수도권 간 차이분석을 중심으로", *국가정책연구*, 37(4): 1-24.
- Lim, D., 2023. "A Study of Factors Influencing the Inflow of Youth Population by Age: Focusing on the Difference Analysis between Metropolitan and Non-Metropolitan Areas", *Public Policy Review*, 37(4): 1-24.
26. 임태경, 2024a. "비수도권지역의 청년인구유입 영향요인에 관한 연구: 권역별·연령별 비교분석을 중심으로", *지역정책연구*, 35(1): 45-64.
- Lim, T., 2024a. "A Study on Factors Influencing the Influx of Youth Population into Non-Metropolitan Areas: Focusing on Comparative Analysis by Region and Age Group", *Regional Policy Review*, 35(1): 45-64.
27. 임태경, 2024b. "인구감소지역내 생활인구 유입에 영향을 미치는 요인에 관한 연구: 지방소멸대응기금 재정지출 효과를 중심으로", *지방정부연구*, 28(2): 87-109.
- Lim, T., 2024b. "A Study on the Factors Influencing the Inflow of Living Population in Areas with Declining Populations: Focusing on the Effects of Financial Expenditure from the Regional Extinction Response Fund", *The Korean Journal of Local Government Studies*, 28(2): 87-109.
28. 임하나·성은영·최창규, 2017. "상업시설의 다양성과 가로활력과의 관련성 실증분석 - 서울시 상업지역과 주거지역을 구분하여", *도시설계*, 18(6): 37-49.
- Lim, H., Sung, E., and Choi, C., 2017. "Relationship Between Diversity of Commercial Store and Street Vitality - By District Types in Seoul", *Journal of Urban Design Institute of Korea*,

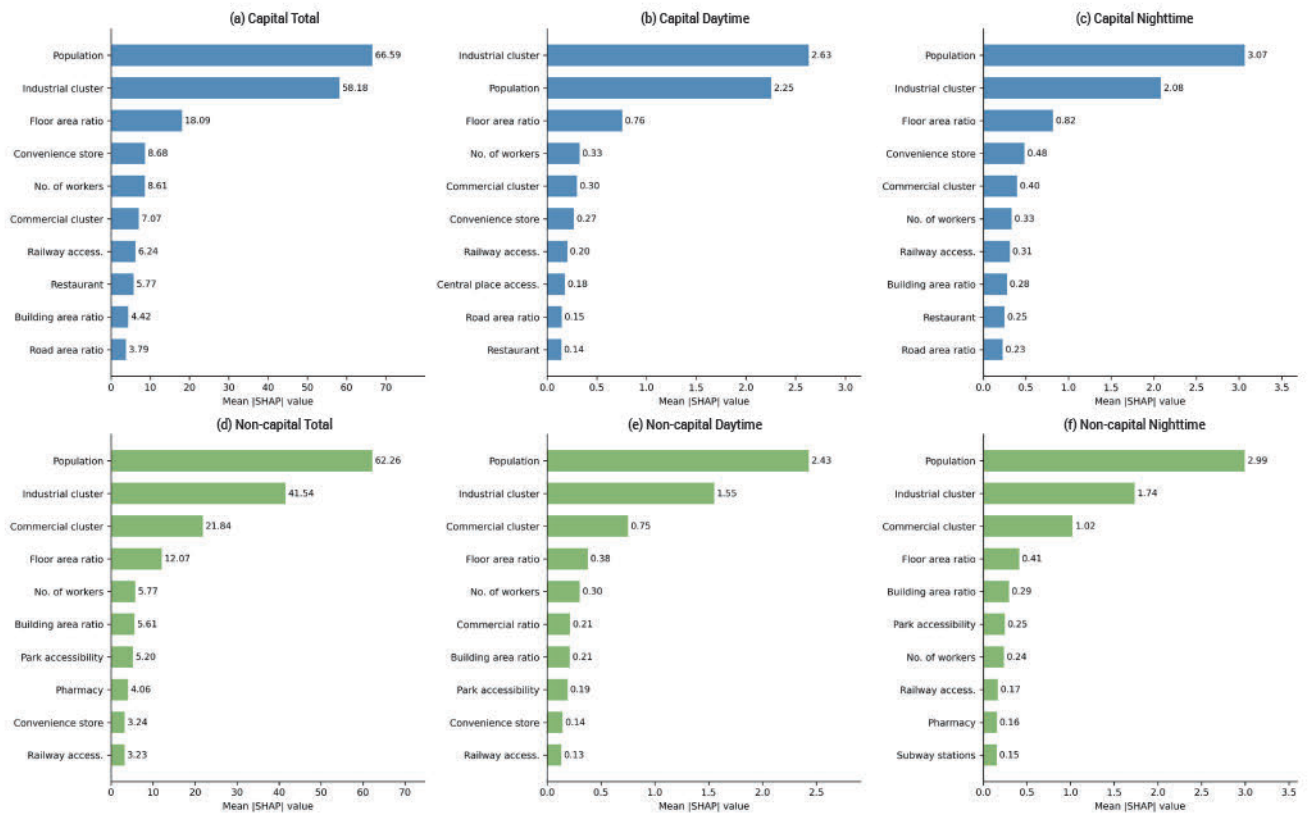
- 18(6): 37-49.
29. 장아영·강명구, 2024. “가로 연결성이 상권의 경제활력에 미치는 영향: 서울시 상권 단위 매출액 비교를 중심으로”, 「국토계획」, 59(1): 31-45.
Jang, A. and Kang, M., 2024. “The Effect of Street Connectivity on the Economic Vitality of Commercial District: Comparative Analysis of the Commercial Districts in Seoul”, *Journal of Korea Planning Association*, 59(1): 31-45.
30. 조월·김선재·이수기, 2025. “근린환경 특성과 도시활력의 비선형 관계 분석: 해석 가능성 기반 기계학습 모형의 적용”, 「국토계획」, 60(4): 188-203.
Cao, Y., Kim, S., and Lee, S., 2025. “Analysis of the Nonlinear Relationships between Neighborhood Environmental Characteristics and Urban Vitality: Applications of Interpretability-based Machine Learning Model”, *Journal of Korea Planning Association*, 60(4): 188-203.
31. 조월·이수기, 2021. “서울시 POI 빅데이터를 활용한 도시활력과 영향요인 분석”, 「국토계획」, 56(7): 87-102.
Cao, Y., and Lee, S., 2021. “Analysis of Urban Vitality and Its Determinant Factors Using POI Bigdata in Seoul, Korea”, *Journal of Korea Planning Association*, 56(7): 87-102.
32. 조향훈·김성아, 2025. “서울시 야간 생활인구 밀도에 영향을 미치는 도시요인 분석: 야간 생활인구의 등급화를 통한 접근”, 「토지주택연구」, 16(1): 59-72.
Jo, H. and Kim, S., 2025. “Analysis of Urban Factors Affecting Nighttime Population Density in Seoul: An Approach through Nighttime Population Classification”, *Land and Housing Review*, 16(1): 59-72.
33. 차건환·임수하, 2023. “비수도권 소도시의 인구변화 분석 및 지역활력지수의 산정”, 「국토지리학회지」, 57(2): 111-128.
Cha, G. and Lim, S., 2023. “Analysis of Population Changes and Estimation of Regional Vitality Index of Small Cities in Non-metropolitan Area”, *The Geographical Journal of Korea*, 57(2): 111-128.
34. 최대식·김태균, 2009. “택지개발사업지구 입주인구의 내부유입률 추정 연구”, 「서울도시연구」, 10(1): 105-119.
Choi, D. and Kim, T., 2009. “The Estimation of the Intra-Regional Ratio of Moving-in Population into Residential Land Development Area”, *Seoul Studies*, 10(1): 105-119.
35. 최부성·송명규, 2011. “상업용지 배치 비율이 상가 가격에 미치는 영향: 수도권 택지개발사업지구를 중심으로”, 「한국지역개발학회지」, 23(3): 127-142.
Choi, B. and Song, M., 2011. “The Effect of Commercial District Ratio on the Price of Mercantile Shops: A Case Study of Residential Land Development Sites in Seoul Metropolitan Area”, *Journal of the Korean Regional Development Association*, 23(3): 127-142.
36. 최창의, 2005. “신시가지 조성이 도시인구에 미친 영향에 관한 연구: 강릉시 교통 II 지구 택지개발사업을 사례로”, 「한국지역개발학회지」, 17(1): 143-162.
Choi, C., 2005. “A Study on Effects of Population by Large Scale Residential Development Project - The Case of Kyodong Residential Development Project in Gangnung City -”, *Journal of the Korean Regional Development Association*, 17(1): 143-162.
37. 허문구·이준영·박민성, 2025. “균형발전 불평등도의 구조적 특성과 정책 과제: 그룹 내·간 격차 분석을 중심으로”, 「월간 KIET 산업경제」, 317: 7-17.
Heo, M., Lee, J., and Park, M., 2025. “Structural Characteristics of Balanced Development Inequality and Policy Tasks: Focusing on within- and between-group Gap Analysis”, *KIET Monthly Industrial Economics*, 317: 7-17.
38. Arik, S.Ö. and Pfister, T., 2021. “Tabnet: Attentive Interpretable Tabular Learning”, Paper presented at The Thirty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 6679-6687.
39. Aryal, G.R., Mann, J., Loveridge, S., and Joshi, S., 2021. “Drivers of Differences in Inventiveness across Urban and Rural Regions”, *Journal of Urban Affairs*, 43(5): 640-657.
40. Breiman, L., 2001. “Random Forests”, *Machine Learning*, 45(1): 5-32.
41. Bromley, R.D.F. and Thomas, C.J., 2002. “Food Shopping and Town Centre Vitality: Exploring the Link”, *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 12(2): 109-130.
42. Campello, R.J., Moulavi, D., and Sander, J., 2013. “Density-based Clustering Based on Hierarchical Density Estimates”, In *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. PAKDD 2013. Lecture Notes in Computer Science*, 7819, edited by Pei, J., Tseng, V.S., Cao, L., Motoda, H., and Xu, G., Berlin, Heidelberg: Springer.
43. Chen, T. and Guestrin, C., 2016. “Xgboost: A Scalable Tree Boosting System”, Paper presented at the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 785-794.
44. Ding, C., Cao, X., and Næss, P., 2018. “Applying Gradient Boosting Decision Trees to Examine Non-linear Effects of the Built Environment on Driving Distance in Oslo”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 110: 107-117.
45. Fan, J.X., Wen, M., and Wan, N., 2017. “Built Environment and Active Commuting: Rural-urban Differences in the US”, *SSM-Population Health*, 3: 435-441.
46. Garcia-Alvarez-Coque, J.M., Roig-Tierno, N., Sanchez-Garcia, M., and Mas-Verdu, F., 2021. “Knowledge Drivers, Business Collaboration and Competitiveness in Rural and Urban Regions”, *Social Indicators Research*, 157(1): 9-27.
47. Giannakis, E. and Bruggeman, A., 2020. “Regional Disparities in Economic Resilience in the European Union across the Urban-rural Divide”, *Regional Studies*, 54(9): 1200-1213.
48. Grinsztajn, L., Oyallon, E., and Varoquaux, G., 2022. “Why Do Tree-based Models Still Outperform Deep Learning on Typical Tabular Data?”, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 35: 507-520.
49. Hammond, G.W. and Thompson, E.C., 2008. “Determinants of Income Growth in Metropolitan and Nonmetropolitan Labor Markets”, *American Journal of Agricultural Economics*, 90(3): 783-793.
50. Han, Y., Qin, C., Xiao, L., and Ye, Y., 2024. “The Nonlinear Relationships between Built Environment Features and Urban

- Street Vitality: A Data-driven Exploration”, *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 51(1): 195-215.
51. He, Q., He, W., Song, Y., Wu, J., Yin, C., and Mou, Y., 2018. The Impact of Urban Growth Patterns on Urban Vitality in Newly Built-up Areas Based on an Association Rules Analysis Using Geographical ‘Big Data’, *Land Use Policy*, 78: 726-738.
 52. Jacobs, J., 1961. *The Death and Life of Great American Cities*, New York: Random House.
 53. Jiang, F. and Ma, J., 2025. “Predicting Urban Vitality at Regional Scales: A Deep Learning Approach to Modelling Population Density and Pedestrian Flows”, *Smart Cities*, 8(2): 58.
 54. Jiang, Y., Huang, Z., Zhou, X., and Chen, X., 2024. “Evaluating the Impact of Urban Morphology on Urban Vitality: An Exploratory Study Using Big Geo-data”, *International Journal of Digital Earth*, 17(1): 2327571.
 55. Jin, X., Long, Y., Sun, W., Lu, Y., Yang, X., and Tang, J., 2017. “Evaluating Cities’ Vitality and Identifying Ghost Cities in China with Emerging Geographical Data”, *Cities*, 63: 98-109.
 56. Kang, C., Fan, D., and Jiao, H., 2020. “Validating Activity, Time, and Space Diversity as Essential Components of Urban Vitality”, *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 48(5): 1180-1197.
 57. Katz, P., 1994. *The New Urbanism: Toward an Architecture of Community*, Columbus: McGraw Hill.
 58. Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., and Liu, T.Y., 2017. “LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree”, Paper presented at the 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), 3149-3157, Long Beach, CA: USA.
 59. Lan, F., Gong, X., Da, H., and Wen, H., 2020. “How Do Population Inflow and Social Infrastructure Affect Urban Vitality? Evidence from 35 Large-and Medium-sized Cities in China”, *Cities*, 100: 102454.
 60. Li, H. and Miao, L., 2025. “A Study of the Non-Linear Relationship Between Urban Morphology and Vitality in Heritage Areas Based on Multi-Source Data and Machine Learning: A Case Study of Dalian”, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 14(4): 177.
 61. Li, S., Wu, C., Lin, Y., Li, Z., and Du, Q., 2020. “Urban Morphology Promotes Urban Vibrancy from the Spatiotemporal and Synergetic Perspectives: A Case Study Using Multisource Data in Shenzhen, China”, *Sustainability*, 12(12): 4829.
 62. Li, Z. and Zhao, G., 2023. “Revealing the Spatio-temporal Heterogeneity of the Association between the Built Environment and Urban Vitality in Shenzhen”, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(10): 433.
 63. Lin, J., He, P., Yang, L., He, X., Lu, S., and Liu, D., 2022. “Predicting Future Urban Waterlogging-prone Areas by Coupling the Maximum Entropy and FLUS Model”, *Sustainable Cities and Society*, 80: 103812.
 64. Lin, J., Zhuang, Y., Zhao, Y., Li, H., He, X., and Lu, S., 2023. “Measuring the Non-Linear Relationship between Three-Dimensional Built Environment and Urban Vitality Based on a Random Forest Model”, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(1): 734.
 65. Ling, Z., Zheng, X., Chen, Y., Qian, Q., Zheng, Z., Meng, X., Kuang, J., Chen, J., Yang, N., and Shi, X., 2024. “The Non-linear Relationship and Synergistic Effects between Built Environment and Urban Vitality at the Neighborhood Scale: A Case Study of Guangzhou’s Central Urban Area”, *Remote Sensing*, 16(15): 2826.
 66. Liu, S., Zhang, L., Long, Y., Long, Y., and Xu, M., 2020. “A New Urban Vitality Analysis and Evaluation Framework Based on Human Activity Modeling Using Multi-Source Big Data”, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(11): 617.
 67. Long, Y. and Zhou, Y., 2016. “Quantitative Evaluation on Street Vibrancy and Its Impact Factors: A Case Study of Chengdu”, *New Archit*, 1: 52-57.
 68. Lu, S., Huang, Y., Shi, C., and Yang, X., 2019a. “Exploring the Associations Between Urban Form and Neighborhood Vibrancy: A Case Study of Chengdu, China”, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(4): 165.
 69. Lu, S., Shi, C., and Yang, X., 2019b. “Impacts of Built Environment on Urban Vitality: Regression Analyses of Beijing and Chengdu, China”, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(23): 4592.
 70. Lyu, G., Angkawisittpan, N., Fu, X., and Sonasang, S., 2025. “Investigating the Relationship between Built Environment and Urban Vitality Using Big Data”, *Scientific Reports*, 15: 579.
 71. McInnes, L., Healy, J., and Astels, S., 2017. “hdbscan: Hierarchical Density Based Clustering”, *Journal of Open Source Software*, 2(11): 205.
 72. Meng, Y. and Xing, H., 2019. “Exploring the Relationship between Landscape Characteristics and Urban Vibrancy: A Case Study Using Morphology and Review Data”, *Cities*, 95: 102389.
 73. Montgomery, J., 1998. “Making a City: Urbanity, Vitality and Urban Design”, *Journal of Urban Design*, 3(1): 93-116.
 74. Mosca, E., Szigeti, F., Tragianni, S., Gallagher, D., and Groh, G., 2022. “SHAP-based Explanation Methods: A Review for NLP Interpretability”, Paper presented at the 29th International Conference on Computational Linguistics, 4593-4603, Gyeongju, Korea.
 75. Scepanovic, S., Joglekar, S., Law, S., and Quercia, D., 2021. “Jane Jacobs in the Sky: Predicting Urban Vitality with Open Satellite Data”, *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 5(CSCW1): 1-25.
 76. Shanker, M., Hu, M.Y., and Hung, M.S., 1996. “Effect of Data Standardization on Neural Network Training”, *Omega*, 24(4): 385-397.
 77. Stewart, O.T., Vernez Moudon, A., Saelens, B.E., Lee, C., Kang, B., and Doescher, M.P., 2016. “Comparing Associations between the Built Environment and Walking in Rural Small Towns and a Large Metropolitan Area”, *Environment and Behavior*, 48(1): 13-36.
 78. Sung, H. and Lee, S., 2015. “Residential Built Environment

- and Walking Activity: Empirical Evidence of Jane Jacobs' Urban Vitality", *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 41: 318-329.
79. Tang, L., Lin, Y., Li, S., Li, S., Li, J., Ren, F., and Wu, C., 2018. "Exploring the Influence of Urban Form on Urban Vibrancy in Shenzhen Based on Mobile Phone Data", *Sustainability*, 10(12): 4565.
80. Taud, H. and Mas, J.F., 2017. "Multilayer Perceptron (MLP)", In *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*, 451-455, Springer.
81. Wang, C., Wang, B., Wang, Q., and Lei, Y., 2023. "Nonlinear Associations between Urban Vitality and Built Environment Factors and Threshold Effects: A Case Study of Central Guangzhou City", *Progress in Geography*, 42(1): 79-88.
82. Willmott, C.J. and Matsuura, K., 2005. "Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance", *Climate Research*, 30(1): 79-82.
83. Wu, C., Ye, X., Ren, F., and Du, Q., 2018. "Check-in Behaviour and Spatio-temporal Vibrancy: An Exploratory Analysis in Shenzhen, China", *Cities*, 77: 104-116.
84. Wu, W., Liu, X., Zhou, Y., and Zhao, K., 2025. "Spatial Heterogeneity of Built Environment's Impact on Urban Vitality Using Multi-source Big Data and MGWR", *Scientific Reports*, 15: 23459.
85. Wu, W. and Niu, X., 2019. "Influence of Built Environment on Urban Vitality: Case Study of Shanghai Using Mobile Phone Location Data", *Journal of Urban Planning and Development*, 145(3).
86. Xia, C., Yeh, A.G.O., and Zhang, A., 2020. "Analyzing Spatial Relationships between Urban Land Use Intensity and Urban Vitality at Street Block Level: A Case Study of Five Chinese Megacities", *Landscape and Urban Planning*, 193: 103669.
87. Yang, J., Cao, J., and Zhou, Y., 2021. "Elaborating Non-linear Associations and Synergies of Subway access and Land Uses with Urban Vitality in Shenzhen", *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 144: 74-88.
88. Ye, Y. and Van Nes, A., 2013. "Measuring Urban Maturation Processes in Dutch and Chinese New Towns: Combining Street Network Configuration with Building Density and Degree of Land Use Diversification through GIS", *The Journal of Space Syntax*, 4(1): 18-37.
89. Yue, Y., Zhuang, Y., Yeh, A.G., Xie, J.Y., Ma, C.L., and Li, Q.Q., 2017. "Measurements of POI-based Mixed Use and Their Relationships with Neighbourhood Vibrancy", *International Journal of Geographical Information Science*, 31(4): 658-675.
90. Yue, W., Chen, Y., Zhang, Q., and Liu, Y., 2019. "Spatial Explicit Assessment of Urban Vitality Using Multi-source Data: A Case of Shanghai, China", *Sustainability*, 11(3): 638.
91. Zarin, S.Z., Niroomand, M., and Heidari, A.A., 2015. "Physical and Social Aspects of Vitality Case Study: Traditional Street and Modern Street in Tehran", *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 170: 659-668.
92. Zhang, A., Li, W., Wu, J., Lin, J., Chu, J., and Xia, C., 2021. "How Can the Urban Landscape Affect Urban Vitality at the Street Block Level? A Case Study of 15 Metropolises in China", *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 48(5): 1245-1262.
93. Zhang, Y., Wang, X., Ye, Y., Wang, L., Zhang, Y., Qin, W., Chi, Y., Liu, G., and Yao, S., 2025. "Nonlinear Relationships and Interaction Effects of Urban Built Environment on Urban Vitality Based on Explainable Machine Learning", *City and Environment Interactions*, 28: 100244.

Date Received	2026-03-04
Reviewed(1 st)	2026-04-13
Date Revised	2026-05-07
Reviewed(2 nd)	2026-06-01
Date Accepted	2026-06-01
Final Received	2026-06-08

부록 Appendix



Appendix Figure 1. RF SHAP variable importance: Capital (a, b, c) and non-capital (d, e, f)