



## 서울시 토지가격 영향요인의 비선형성과 공간적 이질성 탐색\* - GeoShapley의 적용 -

### Examining the Nonlinear and Spatial Heterogeneity of Land Price Determinants in Seoul, Republic of Korea - An Application of GeoShapley -

강창덕\*\*  
Chang-Deok Kang

#### Abstract

Land prices are the core element shaping property prices, land use patterns, and public finance. Furthermore, access to diverse urban services and facilities shapes local variations in land prices. Traditional hedonic price models have extensively investigated the determinants of land prices by assuming linear relationships, failing to identify submarket segmentation. To overcome these limitations, this study combines the automated machine learning and GeoShapley methods to better model the nonlinear and spatially varying effects of different factors on residential and nonresidential land prices. Our analysis confirms that spatial location is the most influential factor shaping residential and nonresidential land prices. Our empirical models also find nonlinear effects and spatial heterogeneity in effects of access to schools, hospitals, shopping facilities, parks, public transit, and urban centers on land prices. These results inform real estate policy by considering the importance of spatial heterogeneity and threshold effects, thus extending the classical theories of urban property markets by adding price-setting mechanisms in specific submarkets.

**Keywords:** Land prices, Nonlinear effects, Spatial heterogeneity, GeoShapley, Seoul

\* 이 논문은 2025년도 중앙대학교 연구년 결과물로 제출됨.

\*\* 중앙대학교 도시계획부동산학과 교수 | Professor, Department of Urban Planning and Real Estate, Chung-Ang University | [cdkang@cau.ac.kr](mailto:cdkang@cau.ac.kr) |

## 1. 연구의 배경 및 목적

토지가격은 민간과 공공의 의사결정에 매우 중요한 요소이다. 특히, 경제발전과정을 거치면서 산업화와 도시화로 인해 토지는 단순히 생산요소가 아니라 투자 등 경제적 가치와 부의 분배 등과 같은 사회적 형평성에 중대한 영향을 주는 희소한 자원이 되었다(이정전, 2024). 더구나 부동산가격의 본질은 위치가치를 반영하는 토지가격이라는 점에서 이에 대한 연구는 갈수록 더욱 중요해지고 있다(Geltner et al., 2014). 민간 부문에서 토지가격은 투자와 생산활동, 가계의 주거지 선택과 자산 투자, 개인의 선호 등에 영향을 준다. 구체적으로 토지가격이 높으면 기업의 생산비용이 상승하여 투자를 위축시켜 결국 고용과 경제성장률이 낮아진다(Pirounakis, 2013). 가계의 경우 토지가격 상승으로 인해 주택가격이 높아지면 주거비 부담이 커지고, 소비감소와 내수시장 침체로 이어지기도 한다. 공공 부문에서 토지가격은 정부의 정책, 세입과 예산 배분, 도시계획과 개발 사업 추진에 대한 의사 결정에 중요한 요소이다. 아울러 토지가격은 부동산 시장의 안정성 관리, 투기적 수요 억제, 서민 주거 안정에도 큰 영향을 주고 있다.

그동안 여러 연구는 거시적, 미시적 수준에서 다양한 분석 방법을 통해 부동산가격이나 토지가격에 영향을 주는 요인을 분석해 왔다. 특히, 미시적 수준의 연구는 개발 부동산 단위나 특정 지역 수준에서 부동산 물리적 특성(면적, 층수, 건축연도 등), 입지 특성(지하철 접근성, 학교와 편의시설에 대한 거리, 녹지공간 접근성), 주변 환경요인

(혐오시설 접근성, 개발 계획) 관련 자료를 활용하여 부동산가격에 미치는 영향을 분석하였다(Chen et al., 2025). 대체로 이들 연구는 헤도닉 가격모형(hedonic price models, HPM)으로 부동산가격에 미치는 영향을 규명하였다(Sheppard, 1999). 최근 들어 다양한 자료를 분석하는 머신러닝 기법이 연구에 도입되어 부동산가격에 대한 개별요인의 비선형적 영향과 입지 자체가 부동산가격에 영향을 주는 입지고유효과(GEO)를 포착하는 방향으로 발전하고 있다(Li, 2024). 여기서 입지고유효과는 개별 변수의 기여도를 통제한 후 찾은 공간적 영향력을 의미한다.

이 연구는 기존 연구에서 부동산가격 결정 요인들이 도시나 지역 수준에서 동일한 영향을 준다는 가정을 비판적으로 검토하고, 도시 내부의 다양한 부동산 하위시장에 주목한다. 시장세분화이론(market segmentation theory)과 입찰지대이론(bid-rent theory)은 이러한 관점을 지지한다(송영선 외, 2020). 따라서 이 연구는 이러한 두 이론에서 출발하되, 각각의 이론이 가진 한계를 새로운 분석방법인 GeoShapley를 통해 보완하고자 한다. 두 이론의 한계를 구체적으로 보면, 시장세분화이론은 여전히 각 하위시장 내부의 변수 간 선형모형에 의존하고 있고, 입찰지대이론은 주로 교통 접근성이 입지적 우위를 결정한다고 보기 때문에 보다 다양한 요인에 의해 형성되는 입지 프리미엄을 포착하지 못한다는 것이다(Chen et al., 2025).

이 연구의 목적은 서울시 토지가격에 대한 영향요인의 비선형성과 공간적 이질성을 AutoML(automated machine learning)과 GeoShapley

를 적용하여 분석하고 그 시사점을 제시하는 것이다. 이를 위해 선행연구를 비판적으로 검토하고, AutoML과 GeoShapley 분석에 적합한 변수를 선정하여 분석하였다. 특히, GeoShapley 분석의 특성인 계산 효율성, 모델 해석 가능성, 변수와 입지고유효과(GEO) 간 상호작용 등을 고려하여 최소한의 토지 특성과 공간적 영향요인을 선택하고 분석하였다(Li, 2024). 이 연구에서 적용하는 GeoShapely 접근방법은 하위시장별, 입지별 고유 프리미엄을 엄밀하게 정량적으로 측정하고 관련 연구의 이론적 발전과 정책 대안 마련에 기여할 것으로 기대한다(Li, 2024). 특히, 그동안 서울을 비롯한 부동산 시장에서 가격의 상승과 지역별 양극화 문제가 중요한 쟁점으로 논의되고 있는 가운데 토지가격에 영향을 주는 요인의 비선형적 관계와 공간 분포, 입지고유효과를 정량적이고 시각적으로 제공함으로써 향후 부동산 공급 정책과 조세 정책 구상과 실행에 기초 자료를 제공할 수 있을 것이다.

## II. 선행연구 고찰과 차별성

### 1. 주요 선행연구

#### 1) 부동산가격에 대한 영향요인

부동산가격에 영향을 미치는 요인은 매우 복잡적이며 다양하다. 먼저, 주택가격의 경우, 주택 면적, 방 개수, 욕실 개수 등 구조적 특성이 가격에 유의미한 영향을 준다(Zhang and Dong, 2018). 이 외에도 도심 접근성과 교통 인프라와의 근접성

은 주택가격에 프리미엄을 발생시킨다(Wen et al., 2022). 아울러 교육시설, 의료 서비스, 상업 시설 등 도시 서비스의 수준도 가격증가에 중대한 영향을 미친다(Liang et al., 2018). 예를 들어, 좋은 학군에 자리 잡은 주택가격이 더 비싸고(Wen et al., 2019), 공원녹지와 자연환경과의 접근성도 주택가격을 좌우한다(Liu et al., 2024). 아울러 주거용 토지 자체의 특성과 입지적 요인도 토지가격에 영향을 준다(강창덕, 2022).

일반적으로 도시 서비스 시설은 시민들의 생활에 필수적이며 도시가 원활히 기능을 수행할 수 있도록 돕는 공공 또는 민간 시설을 의미한다(DeVerteuil, 2000). 기존 연구들은 대체로 도시 서비스 시설에 대한 접근성이나 거리 변수를 중심으로 분석을 진행해 왔다. 예컨대, 도심, 학교, 버스 정류장, 지하철역, 소매점, 도시공원 등에 가까울수록 주택가격이 높다는 결과가 다수 보고되었다(Xu et al., 2015).

그러나 같은 범주의 도시 서비스 시설이라 하더라도 부동산가격에 미치는 영향은 상이하게 나타났다. 예를 들어 소매시설을 백화점, 쇼핑센터, 대형 할인점, 슈퍼마켓, 편의점으로 세분할 경우, 각 시설에 대한 접근성이 주택가격에 미치는 효과는 지역적 맥락과 소매업·주택시장 간의 복합적 연계성에 따라 다르게 나타났다(Jang and Kang, 2015). 또한 도시 서비스 시설의 질적 수준에 따라서도 그 영향이 달라졌다. 대표적으로 학교의 교육 수준에 따라 주택가격에 미치는 효과가 차별적으로 나타났다(La, 2015).

국내에서도 도시 서비스 시설 접근성과 부동산 가격 간의 관계를 다룬 연구가 다수 있다. 대표적

연구 결과들을 살펴보면, 우선 교육시설 관련 연구에서는 학교와의 거리 차이에 따라 아파트 가격 격차가 확대되는 현상이 보고되었다(조용성 외, 2020). 또한 일부 연구에서는 고등학교의 수준이 높을수록 인근 아파트 가격이 더 높게 나타났다(남형권·서원석, 2016). 의료시설의 경우, 경기도 사례에서 1차 의료기관의 접근성이 2·3차 의료기관보다 주택가격에 더 큰 영향을 미친 것으로 나타났다(김보경 외, 2016). 소매시설 및 상업지역과의 접근성 역시 부동산가격 상승 요인으로 밝혀졌다. 예컨대, 소비자 서비스업에 대한 접근성이 높을수록 주거용·비주거용 토지가격이 상승하는 것으로 보고되었다(강창덕, 2017). 또한 대형 점포의 경우, 반경 500m~1km 내 위치한 아파트의 가격이 주변보다 비쌌다(전영훈·박세운, 2020).

도시 내 이동을 가능하게 하는 지하철역과 버스 정류장 역시 인근 부동산가격에 영향을 미쳤다(Ewing and Cervero, 2010). 전반적으로 지하철역이나 버스 정류장에 가까울수록 프리미엄이 형성되었으며, 특히, 서울시 9호선 개통 전후 비교 연구에서는 개통 이후 지하철 접근성의 효과가 커지고 병원·판매시설 효과는 상대적으로 감소한 것으로 나타났다(성현곤·김진유, 2011).

마지막으로, 공원 접근성은 대체로 주택가격에 긍정적 영향을 주는 것으로 나타났다. 예컨대 서울울숲 조성사업은 추진 단계에서부터 인근 아파트 가격 상승에 긍정적 효과를 주었으며(신상영 외, 2006), 공원 접근성은 시간이 지날수록 아파트 가격에 더 큰 프리미엄 효과를 내는 것으로 확인되었다(김진유·이창무, 2005).

그동안 부동산가격에 대한 영향요인 분석에 HPM이 주로 활용되었다(Kwak et al., 2003). 일반적으로 HPM은 독립변수들 간의 공간적 자기상관이 존재하지 않는다는 가정하에 ordinary least squares나 선형 회귀 기법을 활용하였다(Zhang et al., 2021). 그러나 실제 부동산시장에서 지역적 이질성과 공간적 편차로 인해 이러한 가정은 맞지 않을 수 있으며, 분석 결과에서 얻은 추정값에 왜곡이 발생할 수 있다는 한계가 있다(Liu et al., 2020). 특히, HPM은 도시를 단일 시장으로 가정하는 경향이 있으며, 이는 다양한 정책, 인구통계, 입지 특성에 따라 이질적인 하위시장(submarkets)이 형성될 수 있다는 시장세분화 이론(market segmentation theory)의 관점에 맞지 않는다(Goodman and Thibodeau, 2007). 이러한 한계를 극복하고자 지역적 편차와 공간적 종속성을 고려할 수 있는 공간통계모형에 관한 관심이 증가하고 있다.

## 2) 부동산가격의 공간 이질성 분석 모형

이미 앞에서 지적한 바와 같이 HPM만으로는 공간적 요소의 영향을 정확히 반영하기 어려우며, 이는 분석 결과에 체계적 편향을 초래할 수 있다(Liu and Strobl, 2023). 이에 따라 많은 연구자들은 공간 이질성과 지역 특수성을 설명하기 위해 지리가중회귀모형(geographically weighted regression, GWR)을 활용해 왔다. GWR은 각 관측지점에 고유한 회귀식을 적용하고 인근의 지리적 맥락을 반영함으로써 공간 비정상성을 효과적으로 포착할 수 있다(Sisman and Aydinoglu, 2022). 그러나 GWR은 여전히 변수 간 관계를 선

형으로 가정하기 때문에 복잡한 상호작용 구조를 충분히 설명하는 데 한계가 있다(Hu et al., 2022). 이러한 방법론적 진전에도 불구하고 공간 이질성과 비선형성을 동시에 통합하는 일관된 분석 틀이 부족하여 해석력이 떨어지거나 다양한 지리적 맥락에서의 적용 가능성이 제한된다는 점에서 실제 도시계획이나 정책결정에 활용하기에 제약이 있다(Zhang and Zhao, 2018).

### 3) GeoShapley를 통한 비선형-공간 상호 작용 연구

빅데이터 기반 알고리즘이 발전함에 따라 기계 학습(machine learning)을 활용한 연구가 활발하게 진행되고 있다(Bourassa et al., 2021; Zaki et al., 2022). 그러나, XGBoost 모델 등과 같은 트리 기반 모형은 공간 종속성과 지역적 상호작용을 모형 내부에 통합하지 못하고, 변수 간 구체적 관계를 보여주지 않는 블랙박스(black box)의 성격을 가지고 있으므로 해석 가능성이 낮아 정책 활용에 제약이 따른다. 이러한 제약을 극복하기 위해 Lundberg and Lee(2017)는 게임이론 기반의 SHAP(shapley additive explanations)를 개발하였으며, 이는 개별 특성의 기여도를 정량화함으로써 트리 기반 모형의 해석력을 개선하였다. 그러나 전통적인 SHAP 접근은 공간적 자기상관이나 위치 효과를 반영하지 않기 때문에, 공간 정보가 중요한 부동산가격 연구에 한계가 있다.

GeoShapley는 SHAP의 한계를 극복하기 위해 설계된 확장형 모형이며, 공간 가중치 행렬과 지리적 인접성 개념을 도입함으로써 지역 특성과 상호작용을 동시에 고려하는 분석이 가능하다

(Li, 2024). GeoShapley는 비공간변수와 공간변수의 개별 기여도뿐 아니라 양자 간 상호작용 효과도 정량화할 수 있다. 이를 통해 공간 이질성과 비선형성이 혼재된 부동산가격 결정 메커니즘을 보다 입체적으로 설명할 수 있으며, 기존의 도시경제학 이론이 가정하는 선형성과 균질성을 비판적으로 재해석할 수 있는 분석 틀을 제공한다. 특히, 입지 자체가 부동산가격에 주는 가격 프리미엄이나 할인 효과를 통계적으로 엄밀하게 제공하는 장점도 크다. GeoShapley 방법론의 우수성으로 인해 갈수록 다양한 주제를 연구하는 데 활발하게 적용되고 있다(Neto et al., 2025).

이 연구에서 활용하는 GeoShapley 모형은 HPM과 GWR과 일정한 공통점과 차이점이 있다. 먼저, 세 모형의 공통점은 부동산가격을 종속변수로 하고 부동산의 속성, 입지, 접근성 등을 독립변수로 삼아 각 독립변수의 영향을 측정한다. 세 모형의 차이점을 보면, 선형관계를 가정한 HPM은 각 독립변수별 하나의 계수를 추정하여 평균적 한계효과를 포착하고, GWR은 공간적으로 각기 다른 계수를 추정하여 지역별 한계효과를 찾을 수 있다는 점이다. 이들과 달리 GeoShapley 모형은 독립변수별 기여도(방향과 크기)를 찾을 수 있을 뿐만 아니라 독립변수의 비선형적 효과와 상호작용 효과를 분석하여 부동산가격 결정요인을 입체적으로 분석하고 활용할 수 있다는 장점이 크다(Li, 2025).

### 4) 하위시장 이론과 변수 구성

이미 널리 알려진 바와 같이 부동산 시장은 위치, 용도, 건물 특성, 주변 환경 등 다양한 요인에

의해 여러 하위시장으로 나누어진다. 고전적인 입지이론인 Alonso(1964)의 입찰지대모형과 하위시장이론(Goodman and Thibodeau, 2007)은 이러한 현상을 이론적으로 뒷받침한다. 전통적인 입찰지대모형은 부동산의 임대료 또는 가격 수준은 입지 프리미엄, 건설비용, 농지임대료 등의 합으로 보고, 중심지로부터 거리에 따른 교통비용이 입지 프리미엄으로 환산된다고 보는 한계가 있다(Geltner et al., 2014). 이후 입지 프리미엄은 단순히 교통비용에 연동되는 것이 아니라 특정 입지에서 제한된 공급과 집중된 수요에 의해 형성되고 변화하는 시각으로 확장되고 있다(Gyourko et al., 2013).

아울러 하위시장이론 또는 시장세분화이론은 물리적, 입지적, 제도적 요인으로 인해 부동산 시장은 단일의 시장이 아니라 다양한 복수의 하위시장으로 구성된다는 점을 입증하였다. 이미 관련 선행연구들은 같은 도시 내에서도 교통 접근성, 학군, 환경 등의 입지 요인에 따라 가격 형성 메커니즘이 다름을 확인하였다(김경환 외, 2025).

이 연구는 대도시에서 교육, 교통, 환경 등 지역적 자원 분포에 따라 다수의 하위시장으로 구분되며, 각각의 하위시장에서 토지가격 결정요인이 상이하게 작용한다는 가정을 전제로 한다. 이에 따라 이 연구는 선행연구를 참고하여 토지 특성(필지 면적, 용도, 지세, 형상)과 주요 지점에 대한 접근성(학교, 쇼핑시설[대형마트, 전통시장], 공원, 의료시설[종합병원, 병원, 의원], 대중교통[지하철역, 버스 정류장], 도시 중심[도심과 부도심], 도로, 한강) 등 17개의 독립변수를 선정하였으며, 이는 이론적 타당성과 이 연구에서 활용하는

GeoShapley의 실증 가능성을 동시에 고려한 변수 선택이다(강창덕, 2023).

## 2. 연구의 의의와 차별성

선행연구를 검토한 후 이 연구의 차별성을 다음과 같이 도출하였다. 첫째, 이 연구는 기존의 선형회귀모형에 의한 HPM이 갖는 이론적, 실증적 한계를 보완하기 위해 AutoML과 Geoshapley 분석방법을 적용함으로써 주거용과 비주거용 토지가격 결정요인의 상대적 중요성과 임계치를 갖는 비선형성을 엄밀하게 분석하고자 한다. 둘째, 이 연구는 토지가격의 하위시장별로 가격 형성 구조가 각기 다른 공간적 이질성을 실증적으로 검증하고자 한다. 특히, GeoShapley 분석을 통해 입지고유효과(GEO)의 영향력을 확인하고, 각 영향요인의 지역별 패턴을 파악함으로써 지역별 가격 형성 기제의 차이를 찾으려 한다. 특히, 입지고유효과에 대한 실증적 확인은 주택가격 관련 다양한 논의에 시사점을 줄 것으로 기대한다. 셋째, 이 연구는 GeoShapley 기법을 활용하여 주거용과 비주거용 토지가격 결정에 영향을 미치는 요인의 비선형성과 공간이질성을 비교·분석하였다. 이러한 비교·분석은 단일한 토지시장 개념에서 벗어나, 용도별 하위시장의 존재와 구조를 실증적으로 확인한 것이다. 이러한 선행연구 대비 이 연구의 차별성은 향후 부동산 정책, 조세정책, 부동산 개발 등 공공과 민간의 의사결정에서 정책 대상의 선정과 맞춤형 정책을 구상하는 데 기초 자료가 될 것이다.

### III. 연구 자료와 연구 방법

#### 1. 연구 자료

이 연구를 수행하기 위한 주요 자료는 2024년 서울시 주거용과 비주거용 표준지공시지가 자료와 더불어 서울시 국가관심지점 자료, 전통시장 위치 자료, 지하철과 버스 정류장 위치 자료, 도로망과 한강 위치 자료 등이다. 먼저, 2024년 서울시 표준지 공시지가 자료가 이 연구에 적합한 이유는 다음과 같다. 첫째, 표준지 공시지가는 상대적으로 거시경제변동보다는 인근 지역 변화를 반영하고, 부동산개발과 거래에 참고자료로 활용되고 있다(Kang and Cervero, 2009). 둘째, 이 자료에서 각 필지의 토지이용상황을 알 수 있으므로 이 연구의 목적인 주거용과 비주거용 토지가격의 영향요인의 비선형성과 공간적 이질성을 비교할 수 있다. 셋째, 공시지가보다는 토지 실거래가격이 적합하다는 견해도 있을 수 있으나, 필지 주소를 알 수 있는 토지 실거래 자료를 얻기 어려우므로 공시지가 자료를 통해 분석을 시도하였다(강

창덕, 2022).

아울러 서울시 국가관심지점(point of interest) 자료에서 토지가격에 영향을 주는 주요 지점인 학교, 대형마트, 공원, 종합병원, 병원, 의원 등의 위치정보를 얻었다. 또한 전통시장의 위치정보는 소상공인시장진흥공단으로부터 확보하였다. 대중교통의 주요 지점인 지하철역 위치정보는 국가교통DB, 버스 정류장 위치정보는 서울시 열린데이터광장에서 각각 얻어 연구에 활용하였다. 도로망과 한강 위치 자료는 각각 행정안전부 전자지도와 서울시로부터 얻었다. <표 1>은 연구 자료의 출처와 주요 내용의 요약이다.

#### 2. 변수 개요와 연구 방법

##### 1) 변수 개요

이 연구에서 종속변수는 로그로 전환한 단위면적당 토지가격이다. 이러한 로그 변환은 토지가격의 비정규분포를 완화하여 통계 분석의 정확도를 높일 뿐만 아니라 결과의 해석이 쉬운 장점이 있다. 아울러, 지역 또는 시장 사이의 차이를 비교하는 데

<표 1> 연구 자료의 출처와 주요 내용

| 자료           | 출처(기준년도)         | 주요 내용                            |
|--------------|------------------|----------------------------------|
| 서울시 표준지 공시지가 | 국토교통부(2024)      | 주소, 지가, 이용상황, 형상, 지세             |
| 국가관심지점       | 국토정보플랫폼(2025)    | 학교, 대형상점, 공원, 종합병원, 병원, 의원 위치 정보 |
| 전통시장         | 소상공인시장진흥공단(2024) | 시장 위치정보                          |
| 지하철          | 국가교통DB(2024)     | 지하철역 위치정보                        |
| 버스 정류장       | 서울시열린데이터광장(2024) | 버스 정류장 위치정보                      |
| 도로망          | 행정안전부(2024)      | 도로망 위치정보                         |
| 한강           | 서울시(2024)        | 한강 위치정보                          |

유리하다. 선행연구를 검토하고, GeoShapley 방법론을 종합적으로 고려한 후 독립변수는 크게 토지 특성(필지 면적, 경사도 더미, 형상 더미, 용도 더미)과 주요 지점에 대한 접근성 등으로 정하였다.

〈표 2〉는 독립변수별 설명을 요약하여 보여주고 있다. 먼저, 토지 특성으로 필지 면적, 경사도 더미, 형상 더미, 용도 더미 등이다. 필지 면적은 해당 필지 자체의 면적이다. 단위면적당 토지가격은 국지적 상황, 개발 용이성 등과 같은 다양한 이유로 인해 필지 면적에 따라 달라질 수 있으

로 이를 독립변수에 포함하였다. 경사도 더미는 토지가 평지인 경우 1, 그 외의 경우는 0으로 처리한 것이고, 형상 더미는 토지의 형상이 정방형이면 1, 그 외의 경우는 0이다. 용도는 주거용 토지의 경우 아파트, 단독주택, 연립주택, 다세대주택, 주상용 등이다. 여기에서 아파트는 1, 그 외의 주거용도는 0 값으로 하여 변수를 만들었다. 비주거용 토지는 상업용과 업무용 토지이며, 용도 변수에서 상업용도 토지는 1이고, 업무용도 토지는 0으로 처리하였다. 이러한 변수가 토지가격에 영향을 주는 요인이라는 점은 기존 연구가 지지한다

〈표 2〉 독립변수의 개요

| 변수                   | 변수         | 설명   |
|----------------------|------------|--|
| 토지 특성                | 필지 면적      | 해당 필지의 면적(m <sup>2</sup> )   |
|                      | 경사도 더미     | 토지 평지 여부(평지: 1, 그 외: 0)  |
|                      | 형상 더미      | 토지의 형상 정방형 여부(정방형: 1, 그 외: 0)  |
|                      | 용도 더미      | 토지의 이용상황<br>(주거용: 아파트[1], 그 외의 용도[단독, 연립, 다세대, 주상]는 0, 비주거용: 상업용[1], 업무용[0]) |
| 주요 지점 접근성<br>(단위: m) | 학교 접근성     | 가장 가까운 초등학교, 중학교, 고등학교에 대한 직선거리  |
|                      | 대형마트 접근성   | 가장 가까운 대형마트에 대한 직선거리   |
|                      | 전통시장 접근성   | 가장 가까운 전통시장에 대한 직선거리   |
|                      | 공원 접근성     | 가장 가까운 공원에 대한 직선거리   |
|                      | 종합병원 접근성   | 가장 가까운 종합병원에 대한 직선거리   |
|                      | 동네병원 접근성   | 가장 가까운 병원에 대한 직선거리   |
|                      | 의원 접근성     | 가장 가까운 의원에 대한 직선거리   |
|                      | 지하철역 접근성   | 가장 가까운 지하철역에 대한 직선거리   |
|                      | 버스 정류장 접근성 | 가장 가까운 버스 정류장에 대한 직선거리   |
|                      | 도심 접근성     | 시청역에 대한 직선거리   |
|                      | 부도심 접근성    | 용산역, 청량리역, 강남역, 영등포역, 월드컵경기장역 중 가장 가까운 역에 대한 직선거리                            |
|                      | 도로 접근성     | 가장 가까운 도로에 대한 직선거리   |
|                      | 한강 접근성     | 한강에 대한 직선거리  |

(강창덕, 2022).

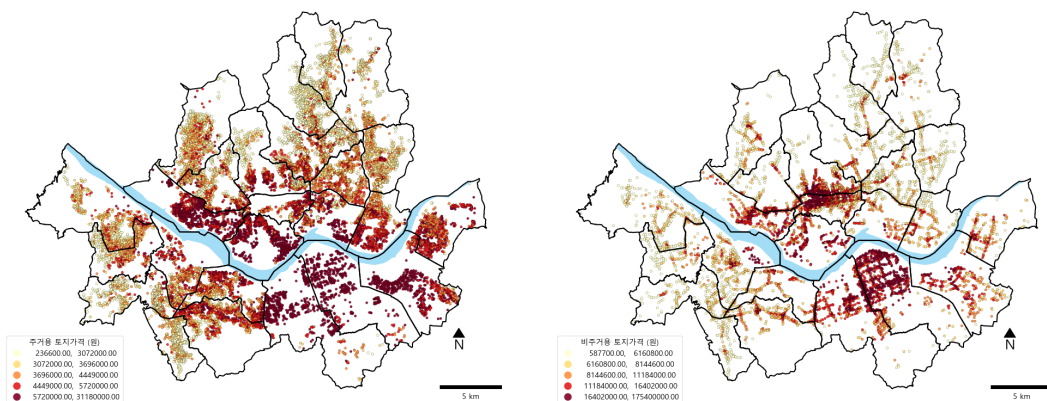
주요 지점에 대한 접근성은 학교(초등학교, 중학교, 고등학교), 대형마트, 전통시장, 공원, 종합병원, 병원, 의원 등에 대한 직선거리로 측정하였다. 아울러 지하철역과 버스 정류장, 2020년 서울시 도시기본계획을 참고하여 도심(시청역)과 부도심(용산역, 청량리역, 강남역, 영등포역, 월드컵경기장역), 도로, 한강에 대한 직선거리도 측정하여 활용하였다. <그림 1>은 이 연구에서 활용하고 있는 자료인 서울시 주거용과 비주거용 토지가격의 공간 분포이다. 주거용 토지가격은 대체로 강남구, 서초구, 송파구 등을 중심으로 높았고, 비주거용 토지가격은 도심과 강남구 등 고용 중심지에서 높게 나타났다.

## 2) 연구방법: Automated Machine Learning과 GeoShapley

이 연구는 토지 특성과 주요 지점에 대한 접근성이 주거용과 비주거용 토지가격에 주는 영향을 분석하기 위해 트리 기반 자동화 기계학습(AutoML)

인 Microsoft Research에서 개발한 FLAML(fast library for automated machine learning and tuning)을 활용하였다(Wang et al., 2021). 이 방법은 다양한 기계학습 알고리즘 가운데 성능이 가장 뛰어난 모델을 선택하는 동시에 각 모델의 하이퍼파라미터를 각 데이터에 적합하도록 최적화하는 장점이 있다(Barbudo et al., 2023). FLAML은 계산 시간은 최소화하면서도 높은 예측 성능을 보장하는 것이 특징이다. 구체적으로, 이 연구는 LightGBM(light gradient boosting machine), extra-tree models, RF(random forest), XGBoost(eXtreme gradient boosting), stochastic gradient descent 모델 등 총 5개의 트리 기반 후보 모델로 설정하고, 무작위 분할을 통해 전체 데이터의 80%를 훈련(training)에, 나머지 20%를 검증(test)에 사용하였다. 또한 과적합 방지를 위해 5-겹 교차 검증(5-fold cross-validation)을 하였다.

총 5개 모형의 주요 특징과 장단점을 보면, LightGBM은 그래디언트 부스팅 계열의 앙상블



<그림 1> 2024년 서울시 토지가격의 공간 분포: 주거용(좌), 비주거용(우)

모형으로, 대규모 데이터 분석에서 빠르고 정확한 예측이 가능하지만, 소규모 데이터 분석에 불안정할 수 있다. Extra-tree models는 트리 기반 앙상블 기법으로, 비선형 관계를 잘 포착하지만, 개별 트리 해석이 어렵다. RF는 부트스트래핑을 통한 배깅(bagging) 기반 모형으로, 예측이 안정적이지만 학습시간이 길다. XGBoost는 고성능 앙상블 모형으로, 예측력과 일반화 성능이 우수하지만 파라미터 설정이 복잡하다. 마지막으로, Stochastic gradient descent는 확률적 경사하강법에 기반한 선형 모형으로, 일부 데이터 샘플로 빠르게 학습하지만, 비선형 관계 탐지와 복잡한 데이터 구조 분석에 약하다.

그다음 이 연구는 AutoML에서 최종 선택한 모형의 결과를 바탕으로 토지가격에 대한 영향요인의 비선형과 공간 이질성을 탐색하기 위해 설명 가능한 인공지능 모델(explainable artificial intelligence, XAI)을 활용한다. 이는 크게 SHAP와 GeoShapley로 구성된다. SHAP는 토지가격 예측값에 대한 독립변수의 기여도를 정량화하여 보여줌으로써 분석결과를 쉽게 해석하게 한다(Lundberg and Lee, 2017). 아울러 SHAP는 토지가격의 예측값에 대한 독립변수의 기여도를 상대적 중요성과 양 또는 음의 방향성을 제시한다. 또한, SHAP의 부분 의존도 플롯(partial dependence plot)은 변수의 임계치(threshold)를 식별하고 독립변수의 변화가 토지가격에 미치는 영향을 시각화함으로써 트리 기반 모형의 해석력을 높인다(Foroutan et al., 2025). 그러나 SHAP는 공간 이질성(spatial heterogeneity)을 직접적으로 반영하지 않기 때문에, 공간적 변

수를 포함한 분석에서는 편향된 결과를 낼 수 있다는 한계가 있다(Chen et al., 2025).

이 연구는 이러한 SHAP의 한계를 극복하기 위해 GeoShapley 기법을 분석에 적용하였다. GeoShapley는 위치정보(경위도)를 모델 내 변수로 간주하고, 위도와 경도에서 유도된 공간변수를 명시적으로 포함하여 공간적 이질성을 포착한다. GeoShapley 추정모형은 크게 상수항( $\phi_0$ ), 공간변수의 GeoShapley 값( $\phi_{GEO}$ ), 독립변수의 GeoShapley 값( $\phi_j$ ), 공간 변수와 독립변수 간의 상호작용 GeoShapley( $\phi_{(GEO,j)}$ )으로 구성된다(Li, 2024). 이를 계산하는 각 수식은 <표 3>과 같다.

## IV. 분석 결과와 해석

### 1. 분석모형의 개요

이 연구에서 분석한 주거용 토지가격 분석 사례 수는 19,395개이며, 비주거용 토지가격 분석 사례 수는 8,057개이다. 앞에서 설명한 종속변수와 독립변수에 AutoML을 적용한 결과, <표 4>에서 보는 바와 같이 평균제곱오차(mean square error, MSE)와 평균절대오차(mean absolute error, MAE) 값이 가장 낮은 LightGBM이 주거용과 비주거용 모두에서 가장 적합하였다. 이 모형의 결정계수( $R^2$ )는 주거용 토지가격의 경우 0.81, 비주거용 토지가격의 경우 0.77로 주거용 토지가격의 결정계수가 약간 높았다. <부록>은 각각 주거용과 비주거용 토지가격 모형의 기술통계이다.

〈표 3〉 GeoShapley 접근방법의 수식 개요

| 구분                            | 수식  |
|-------------------------------|---|
| 상수항                           | $\phi_0$  |
| 공간변수의 GeoShapley              | $\phi_{GEO} = \sum_{S \subseteq M \setminus \{GEO\}} \frac{s!(p-s-g)!}{(p-g+1)!} (f(S \cup \{GEO\}) - f(S))$  |
| 독립변수의 GeoShapley              | $\phi_j = \sum_{(S \subseteq M \setminus \{j\})} \frac{s!(p-s-g)!}{(p-g+1)!} (f(S \cup \{j\}) - f(S))$  |
| 공간변수와 독립변수 간의 상호작용 GeoShapley | $\phi_{(GEO,j)} = \sum_{(S \subseteq M \setminus \{GEO,j\})} \frac{s!(p-s-g-1)!}{(p-g+1)!} \Delta_{\{GEO,i\}}$<br>$\Delta_{\{GEO,j\}} = f(S \cup \{GEO,j\}) - f(S \cup \{GEO\}) - f(S \cup \{j\}) + f(S)$ |
| 최종 모형                         | $\hat{y} = \phi_0 + \phi_{GEO} + \sum_{j=1}^p \phi_j + \sum_{j=1}^p \phi_{(GEO,j)}$   |

주 : M, 공간과 비공간변수 등 모든 설명 변수의 집합; j, 특정 변수; GEO, 위도, 경도 등 공간위치 정보를 포함하는 변수 집합; p, 전체 특성 (플레이어) 수; S, 변수들의 부분집합; s, 부분집합의 크기(원소 개수); g, GEO 변수의 개수.

〈표 4〉 Automated machine learning으로 얻은 5개 모형의 결정계수, 평균제곱오차, 평균절대오차 비교

| 모형                          | 결정계수 |       | 평균제곱오차 |      | 평균절대오차 |      |
|-----------------------------|------|-------|--------|------|--------|------|
|                             | 주거   | 비주거   | 주거     | 비주거  | 주거     | 비주거  |
| LightGBM                    | 0.81 | 0.77  | 0.03   | 0.08 | 0.13   | 0.22 |
| Extra-tree models           | 0.77 | 0.73  | 0.03   | 0.10 | 0.14   | 0.24 |
| Random forest               | 0.70 | 0.73  | 0.04   | 0.10 | 0.16   | 0.24 |
| XGBoost                     | 0.69 | 0.63  | 0.05   | 0.13 | 0.16   | 0.28 |
| Stochastic gradient descent | 0.37 | 0.001 | 0.09   | 0.35 | 0.24   | 0.47 |

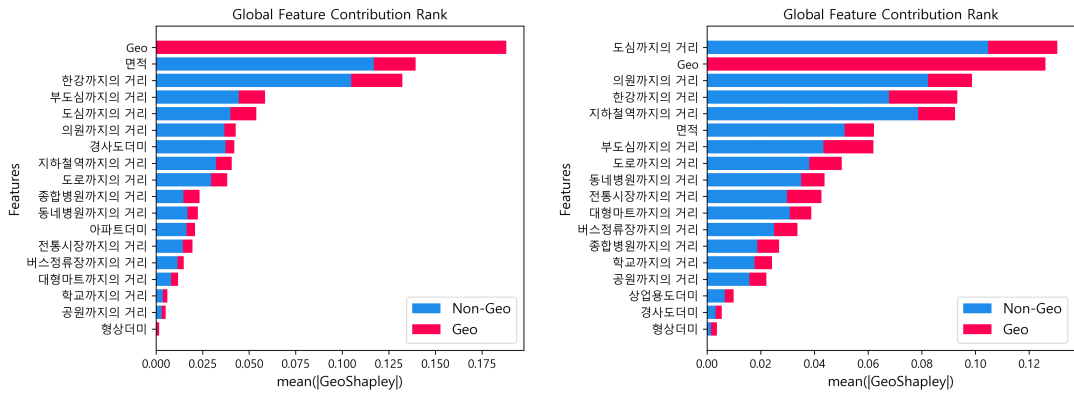
## 2. 분석 결과와 해석

### 1) 영향요인의 중요도(Relative Importance)

〈그림 2〉는 주거용과 비주거용 토지가격 영향 요인에 대한 GeoShapley에 근거한 전역적(global) 특성 기여도(평균 기여도 기준)를 시각적으로 표현한 것이다. 여기서 파란색(blue)은 공간적 상호작용 항을 제외한 일반적인 변수의 평균 기여도(non-geo)를, 빨간색(red)은 GEO 변수와의 공간적 상호작용이 반영된 변수의 평균 기여

도(geo)를 의미한다. 이를 통해 각 변수의 기여가 단순한 선형 효과에 의한 것인지, 또는 공간적 맥락에 따라 비선형적으로 영향을 주는지를 명확히 확인할 수 있다.

먼저, 입지고유효과(GEO)는 두 토지 유형 모두에서 공통으로 상위권에 위치하면서 공간 자체의 고유한 영향력이 강함을 보여준다. 특히, 주거용 토지에서는 GEO의 기여도가 가장 높게 나타났으며, 이는 개별 입지의 프리미엄이 토지가격 형성에 절대적인 영향을 주고 있음을 보여준다.



〈그림 2〉 GeoShapley 값의 전역 특성 기여도 순위: 주거용 토지(좌), 비주거용 토지(우)

주거용 토지에서는 면적변수의 영향력이 매우 높게 나타나며, 이는 일반적으로 대지 면적이 넓을수록 예측 가격이 높아지는 데 기여함을 시사한다. 또한 한강, 도심과 부도심, 종합병원과 병원까지의 거리, 경사도 터미(평지) 등 물리적·환경적 변수 순으로 영향이 컸다. 주목할 점은 각 변수들이 공간적 맥락에 따라 효과가 비선형적으로 달라진다는 것이다. 예를 들어, 한강에 대한 접근성과 같은 변수는 거리뿐만 아니라 입지고유효과(GEO)와 상호작용할 때 그 영향력이 강화됨을 보여준다.

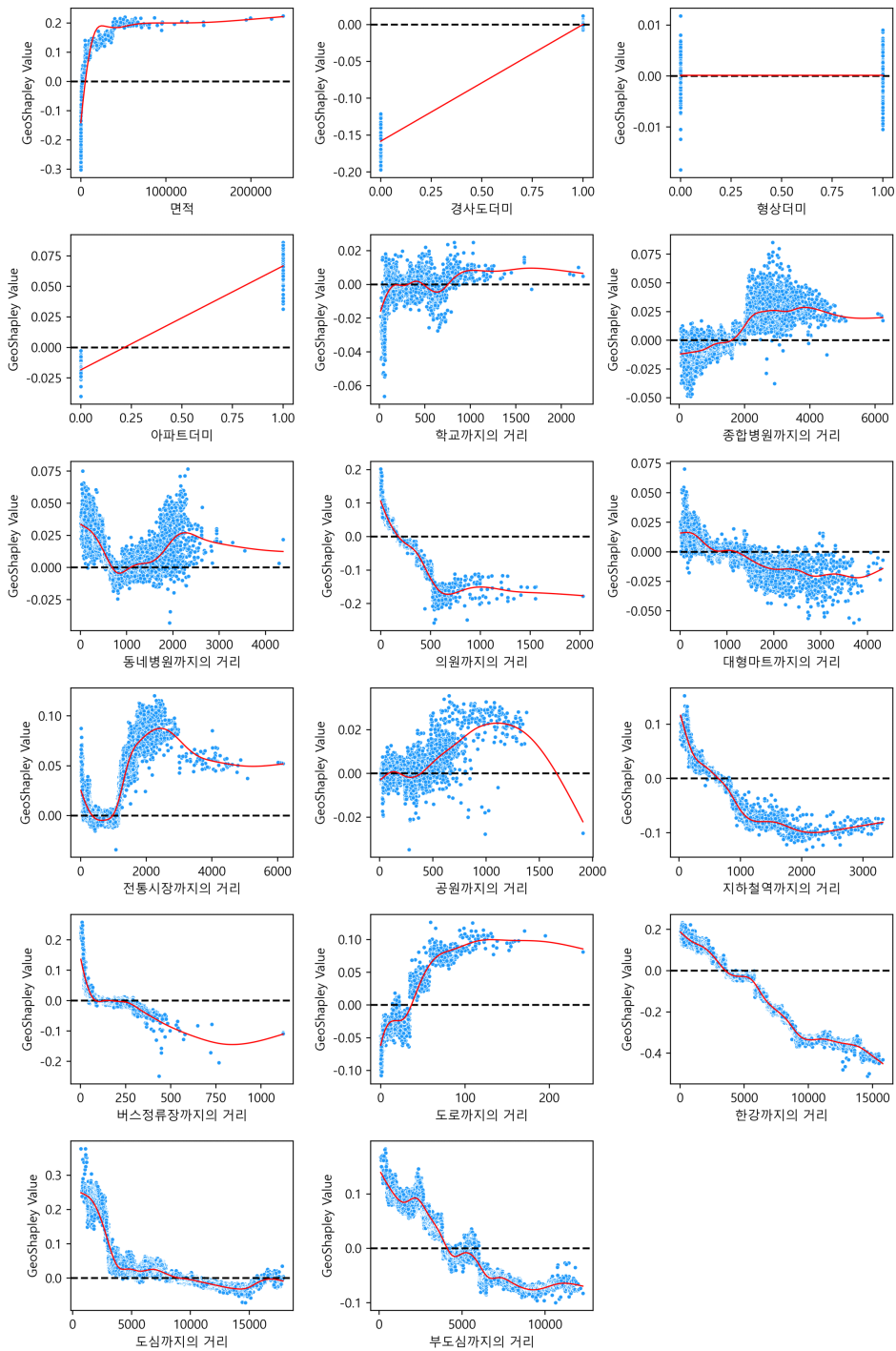
반면, 비주거용 토지에서는 중심업무지구(도심)까지의 거리가 가장 높은 기여도를 보이며, 이는 상업·업무활동의 집적성과 접근성이 비주거용 토지가격을 결정하는 핵심 요인임을 시사한다. 이어서 입지고유효과(GEO), 의원과 한강까지의 거리, 지하철까지의 거리 등이 중요 변수로 나타났다. 이는 비주거용 토지가 유동인구, 교통 접근성, 상업 중심지와의 거리 등에 민감하게 반응한다는 점을 보여준다. 또한 비주거용 토지에서는 공간적 상호작용 항(빨간색)의 비중이 상대

적으로 낮게 나타나는 변수들도 있는데, 이는 일부 변수들은 공간 맥락과 무관하게 일정한 영향을 주고 있음을 의미한다. 두 토지 유형 간 공통적으로 중요한 변수도 있다. 입지고유효과(GEO) 외에 도심, 지하철, 의원, 한강까지의 거리 등은 양 유형 모두에서 일정 수준 이상의 기여도를 보이며, 이는 도시 내 주요 접근성 변수들이 보편적으로 토지가격에 영향을 미치고 있음을 보여준다.

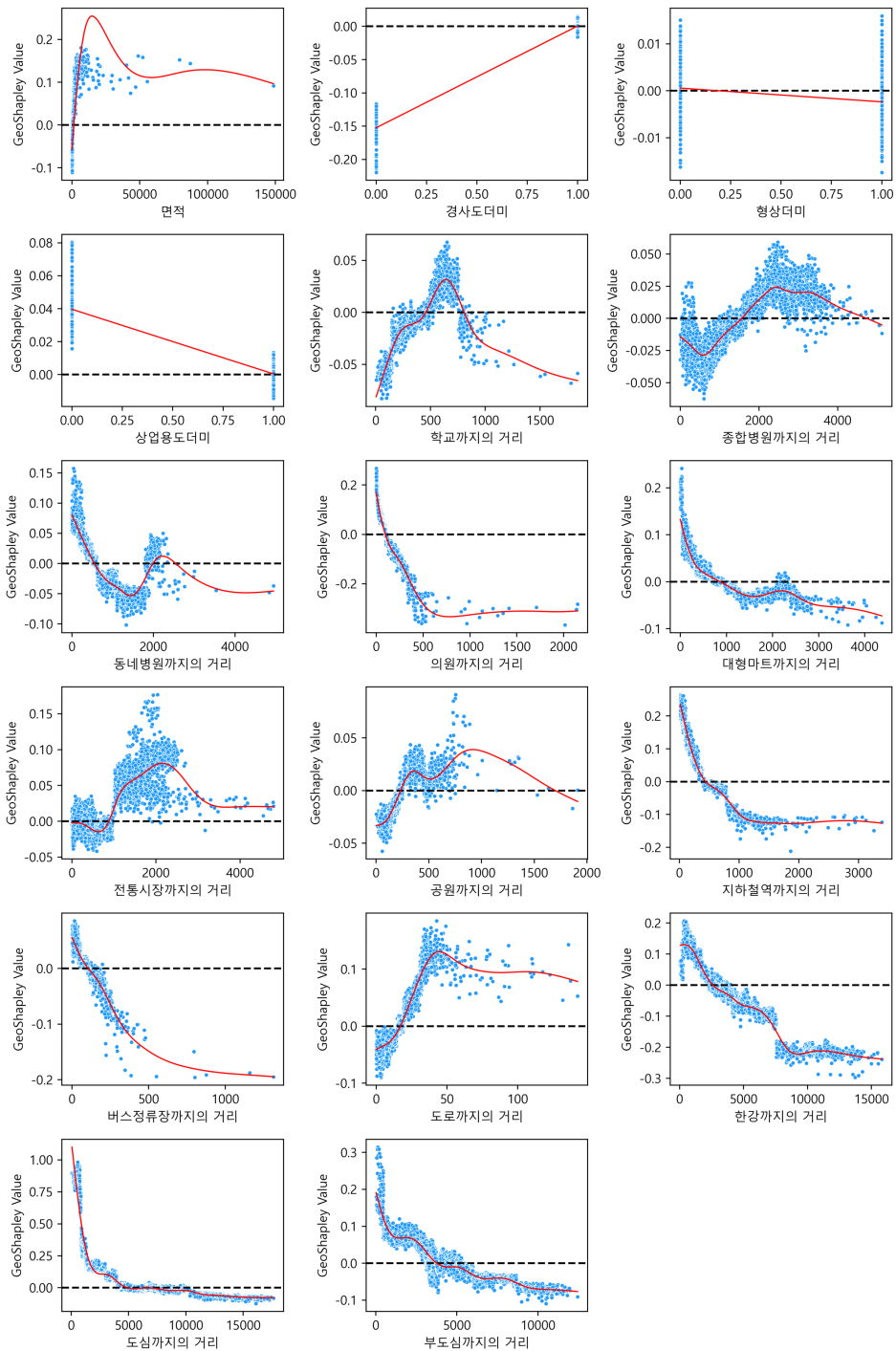
〈그림 3〉은 주거용과 비주거용 토지가격에 대한 변수별 Geoshapley 값의 상대적 중요성의 국지적(local) 분포를 보여주고 있다. 두 용도별 결과를 비교하여 각 용도에 대한 영향요인의 상대적 중요성을 파악할 수 있다. 먼저, 두 유형의 토지가격에 입지고유효과(GEO) 변수가 가장 중요한 영향을 주었다. 이러한 결과는 공간적 위치 자체가 토지가격 형성에 결정적인 기여를 하고 있음을 보여준다.

한편, 두 용도의 토지가격에 각기 다른 요인이 영향을 주었다. 주거용 토지가격에 면적, 한강까지의 거리와 GEO의 상호작용 변수, 부도심까지





〈그림 4〉 주거용 토지가격에 대한 영향요인의 부분 의존도 플롯



〈그림 5〉 비주거용 토지가격에 대한 영향요인의 부분 의존도 플롯

비주거용 토지는 면적이 커질수록 예측된 가격이 상승하다가 하락 후 안정화되는 모습이다. 이는 주거용 대규모 부지에 대한 개발 선호와 희소성이 가격에 반영되는 반면, 비주거용 대형 필지는 활용 한계나 공급 초과 우려로 인해 오히려 가격이 낮게 형성될 수 있음을 시사한다. 경사도 더미(평지)는 두 용도 모두에서 평지가 아닌 경우 가격이 낮아지는 관계를 보여주고 있다. 이는 두 용도 가격에 토지의 물리적 조건이 영향을 주고 있음을 의미한다. 그러나 형상 더미(정방형)는 두 용도 모두에서 예측된 가격에 명확한 기여가 나타나지 않았으며, 이는 단순한 정방형 여부보다는 입지나 접근성, 면적 등 다른 요인이 가격에 더 큰 영향을 미치고 있음을 보여준다. 용도 특성과 관련된 변수에서 주거용 토지는 아파트 용도가 다른 주거용도에 비해 예측된 가격에서 프리미엄이 나타났다. 여기서 다양한 이용 편의성으로 인해 아파트에 대한 시장 선호가 강함을 확인할 수 있다. 반면, 비주거용 토지에서는 상업용도 토지가 업무용 토지에 비해 오히려 예측된 가격을 낮추었는데, 이 결과는 상업용지는 업무용지에 비해 입지 규제나 공급 과잉으로 인해 기대 수익률이 상대적으로 낮게 평가되었을 가능성을 보여준다.

주요 지점에 대한 접근성을 보면, 학교에 대한 접근성이 좋으면 예측된 주거용 토지가격에 대체로 긍정적인 영향을 주는 반면, 비주거용 토지가격은 학교에서 멀어지면 상승하다가 하락하는 추세를 보였다. 이러한 결과는 주거용 토지는 학교 접근성을 선호하는 가구의 수요가 커져서 상승하지만, 비주거용 토지의 경우 학교에 가까울수록 학생 통행과 혼잡, 소음 등으로 인해 부정적 영향

을 받다가 일정 거리 이상 떨어지면 부정적 효과가 감소하여 이와 같은 가격 패턴이 나타나는 것으로 볼 수 있다.

의료시설 가운데 종합병원으로부터 주거용 토지와 비주거용 토지가 멀어질수록 각각 예측된 가격이 상승하지만, 병원에 근접한 주거용과 비주거용 토지가격은 높다가 떨어지면 하락하다가 다시 상승 후 하락하는 패턴이다. 또한, 두 용도 모두 공통적으로 의원에서 멀어질수록 예측된 가격이 하락하였다. 이는 각 병원의 입지 특성과 연관성이 있다. 종합병원의 경우 인접한 상업시설이 자리한 토지의 가격에 국지적으로 긍정적 기여를 하지만, 업무용 토지가격에 대한 직접적인 긍정적 기여는 크지 않다. 병원의 경우 인근 지역의 주민과 직장인에게 의료 서비스를 제공한다는 면에서 근접성이 가격을 높이는 긍정적 기여를 하지만, 일정 거리 이상인 경우 가격을 낮추는 부정적 기여를 한다. 의원의 경우 일상적인 의료 서비스 제공을 하므로 이 시설에 가까운 주거용과 비주거용 토지가격을 상승시키는 효과를 내는 것으로 보인다.

상업시설과 공원에 대한 접근성을 보면, 대형 유통시설에 대한 접근성은 두 용도 모두에서 강한 양의 기여를 보였다. 특히 비주거용 토지에서 그 영향이 더 일관되게 나타났는데, 이는 소비 접근성과 집객력이 상업 및 업무 기능에 직접적인 영향을 미치기 때문이다. 반면, 전통시장에 가까울수록 예측된 주거용과 비주거용 토지가격은 높다가 하락 후 일정 거리 이상이 되면 다시 상승 후 하락하는 모습이다. 이 결과는 전통시장은 편의성과 상권 형성에 기여하여 주거용과 비주거용 토지

가격에 긍정적 영향을 주지만 인근 지역은 혼잡, 소음, 위생, 주차난 등으로 인해 부정적 효과로 인해 가격을 낮추는 기여를 한다. 일정 거리 이상 떨어져지면 부정적 기여가 감소하지만, 상업 시설 접근성이라는 이점으로 인해 토지가격을 높이는 긍정적 기여가 커진다. 또한 대체로 공원에서 일정 거리가 있는 주거용과 비주거용 토지에 예측된 가격을 높이고 더 멀어지면 예측된 가격을 낮추는 기여를 하였다. 이러한 결과는 서울시 내의 공원이 국지적으로 분포하므로 그 프리미엄 효과가 국지적으로 일정 반경 내에서 발생하는 것으로 해석할 수 있다.

그 외에 주거용과 비주거용 토지 모두 지하철역, 버스 정류장, 한강, 도심과 부도심에 가까운 예측된 토지가격이 높았고 멀어질수록 하락하는 관계를 보였다. 반면, 도로에 대한 거리가 멀어질수록 두 용도의 예측된 가격이 상승하다가 안정되는 추세가 나타났다. 이러한 결과는 대중교통 시설과 한강, 도시 중심지는 교통 편의성, 경관과 여가 활동 편의성, 접근성을 제공하므로 토지가격에 긍정적인 기여를 하였기 때문이다. 도로는 인접한 지역에 교통 소음, 매연, 보행 불편 등 부정적 효과가 교통 접근성이라는 이점보다 크기 때문에 인접한 토지가격은 낮은 반면, 일정 거리 이상 벗어나서 교통 접근성 이점이 부정적 효과보다 커져 가격이 상승한다.

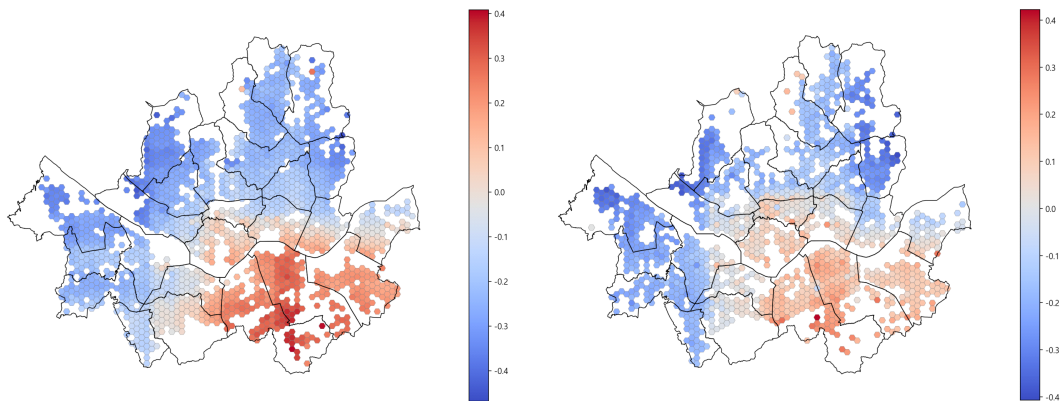
### 3) 공간적 이질성 탐색

이 연구에서는 토지가격에 대한 다양한 요인의 영향이 공간적으로 다르게 나타나는 공간적 이질성도 분석하였다. 공간적 이질성 패턴을 명확하게 보

이기 위해 각 지도에서 각 필지 단위의 GeoShapley 값의 평균을 한 면이 300m인 육각형(hexagon) 단위로 계산하고 표현하였다. 먼저, <그림 6>은 각각 GeoShapley 분석을 통해 얻은 주거용과 비주거용 토지가격에 대한 입지고유효과(GEO)의 공간 분포를 보여준다. 지도에서 양의 값(빨간색)이 크면 예측 토지가격을 높이는 방향으로 기여했으므로 입지적 프리미엄을 의미하고, 음의 값(파란색)이 크면 상대적으로 예측 토지가격을 낮추는 방향으로 기여하는 할인효과를 보여준다.

<그림 6>의 좌측 지도는 GeoShapley 기법을 활용하여 서울시 주거지 토지가격에 대한 입지고유효과(GEO)의 공간분포이다. 이를 보면, 빨간색으로 표현된 강남구, 송파구, 서초구 등과 한강 인근 지역을 중심으로 입지 자체가 토지가격을 상승시키는 강한 긍정적 기여를 하고 있음을 알 수 있다. 이들 지역은 한강 조망과 수변 접근성, 우수한 교육·교통·상업 인프라의 밀집, 그리고 지속적인 개발 수요와 미래 가치에 대한 시장 기대 등이 복합적으로 작용하여 입지고유효과가 가격을 높이는 것으로 해석할 수 있다. 반면, 파란색으로 표현된 서울 북부와 서부의 일부 지역은 동일한 조건하에서 입지 자체가 주거지 토지가격을 상대적으로 낮게 형성되는 데 기여하고 있음을 시사한다. 이러한 지역들은 상대적으로 낙후된 기반시설, 제한적인 개발 가능성, 낮은 시장 선호도 등의 요인으로 인해 가격에 대한 부(-)의 효과가 나타난 것으로 보인다.

<그림 6>의 우측 지도는 서울시 비주거용 토지(상업용과 업무용)의 가격에 대해 입지고유효과(GEO)의 공간분포를 시각화한 것이다. 전체적으



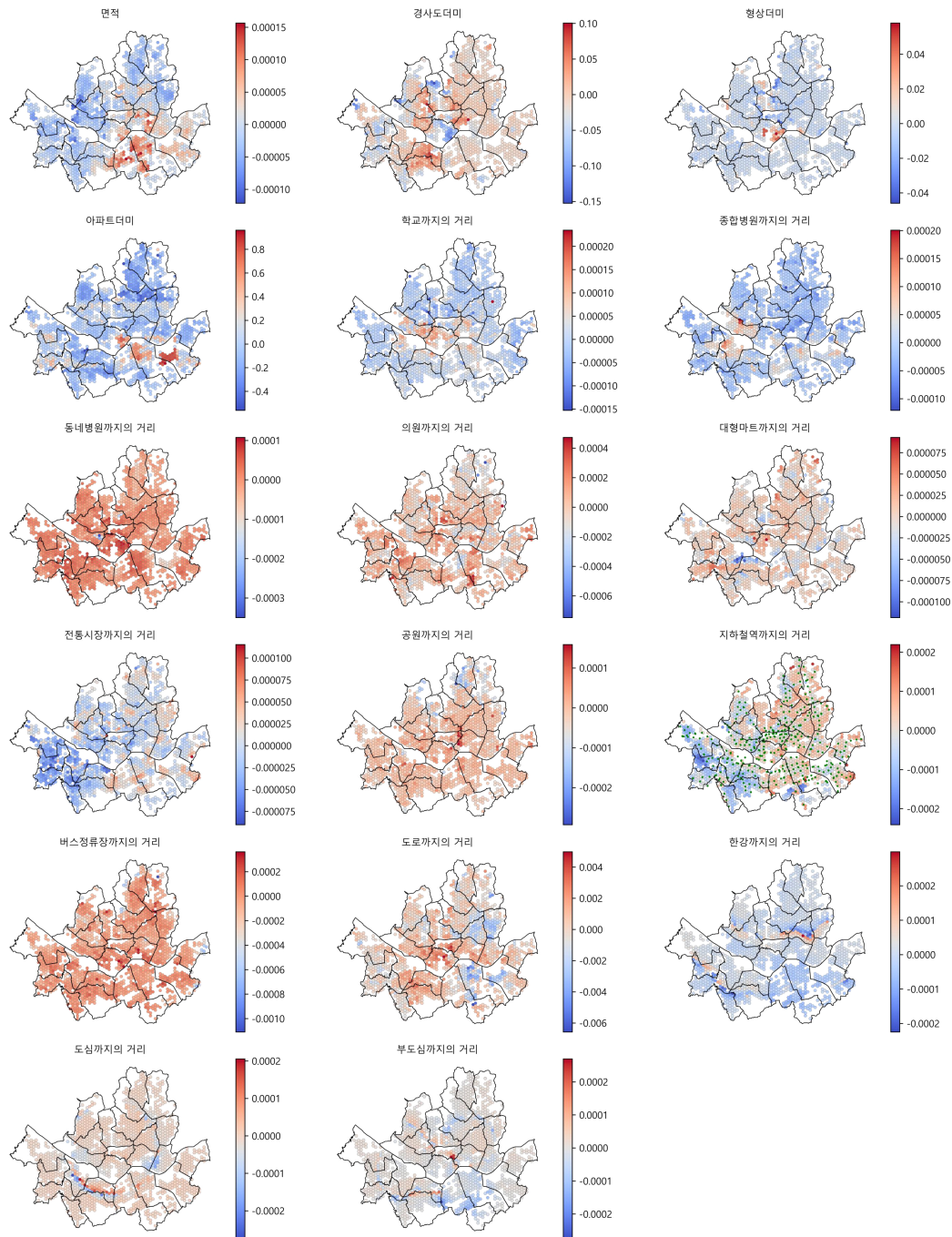
주 : 이 그림에서 표현한 수치는 GeoShapley 값임. 빨강색: +, 파란색: -.

〈그림 6〉 토지가격에 대한 입지고유효과(GEO): 주거용 토지가격(좌), 비주거용 토지가격(우)

로 살펴보면, 강남구, 서초구, 송파구, 용산구 등과 도심을 중심으로 입지 자체가 가격을 높이는 긍정적 기여가 나타났다. 이는 주요 상권이나 업무지구가 위치한 지역으로, 교통 접근성, 상업활동 밀도, 기업 집적도 등이 입지 고유 프리미엄으로 반영된 결과로 해석할 수 있다. 다만, 주거용 토지가격에서 관측된 GeoShapley 값에 비해 입지고유효과의 강도가 전반적으로 약하게 나타나는 것이 특징이다. 이러한 결과는 비주거용 토지에서는 입지 자체의 영향력이 상대적으로 제한적이기 때문이다. 즉, 상업·업무지역의 경우, 용도지역 지정, 건축규제, 상권 구조 변화, 지구단위계획 등 제도적 요인의 영향이 크고, 특정 중심지에 국한되지 않고 다핵화된 공간구조를 가지는 경향이 있기 때문이다. 또한, 상업 활동은 상대적으로 빠르게 변화하는 수요 구조와 정책 환경에 민감하게 반응하므로, 단순한 지리적 위치보다는 입지와 타 변수 간의 상호작용 효과가 더 중요하게 작용할 수 있다. 결과적으로 서울의 상업 및 업무용

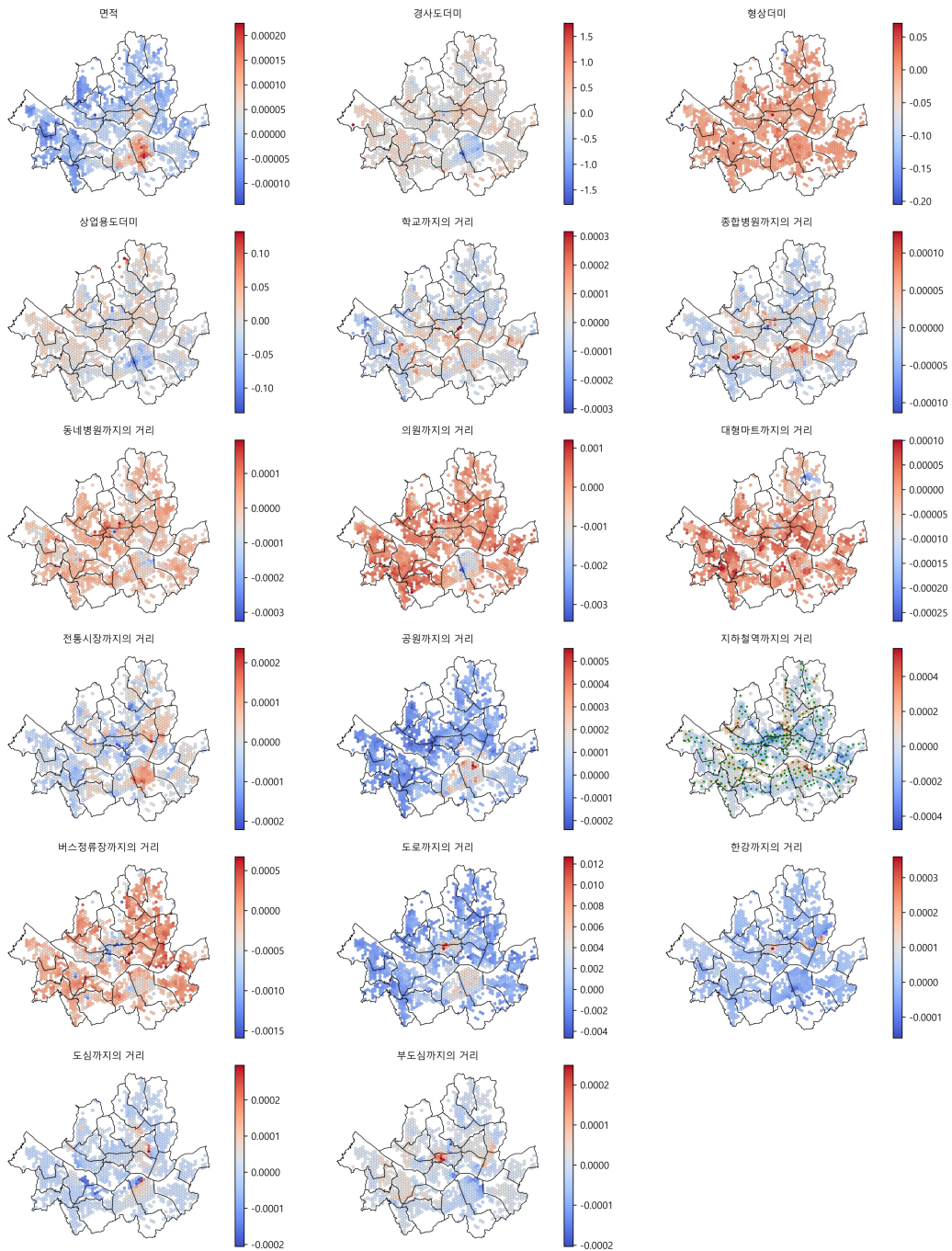
토지가격 형성에 있어 입지 그 자체의 영향은 존재하되, 주거지에 비해 다소 약한 경향을 보이며, 공간적으로도 보다 완만하고 분산된 형태로 나타난다는 특성을 보여준다. 이는 향후 상업지역 개발, 비주거용 용도변경, 중심지 활성화 정책 등에 있어 단순 입지보다 복합적인 조건과 상호작용 요인을 고려한 세밀한 접근이 필요함을 시사한다. 이와 같은 GeoShapley 기반의 공간 분해 분석은 전통적인 계량분석모형이 포착하지 못하는 위치고유의 영향을 정량화하고 시각화함으로써, 서울시 내 입지 프리미엄의 공간 불균형을 설명하는데 유용하다. 나아가 도시계획, 부동산 정책, 주거지 재생 전략 수립 등에서 공간적 의사결정의 정교화를 위한 실증적 근거로 활용될 수 있다.

〈그림 7〉 및 〈그림 8〉은 각각 주거용과 비주거용 토지가격 영향요인의 GeoShapley 값의 공간적 이질성을 보여주고 있다. GeoShapley 값의 공간 분포는 각 변수의 값이 특정 지역에서 토지가격에 얼마나 긍정적 또는 부정적으로 기여했는



주 : 이 그림에서 표현한 수치는 GeoShapley 값임. 빨강색 : +, 파란색 : -.

〈그림 7〉 주거용 토지가격 영향요인의 GeoShapley 값 공간 분포



주 : 이 그림에서 표현한 수치는 GeoShapley 값임. 빨강색: +, 파란색: -.

〈그림 8〉 비주거용 토지가격 영향요인의 GeoShapley 값 공간 분포

지로 해석해야 한다. 즉, 지도에서 양의 값(빨간색)이 크면 예측 토지가격을 높이는 방향으로 더욱 기여했음을 의미하고, 음의 값(파란색)이 크면 상대적으로 예측 토지가격을 낮추는 방향으로 더욱 기여했다는 것이다. 요약하면, 양과 음은 토지가격을 높이고 낮추는 방향을 의미하고, 각 GeoShapley 값의 절댓값은 해당 지역의 토지가격 형성에 상대적으로 중요한 역할을 하는 해당 변수의 영향력(기여 정도)으로 해석해야 한다. 특히, <그림 7> 및 <그림 8>은 변수×입지고유효과(GEO)를 표현하고 있다. 따라서 <그림 7> 및 <그림 8>은 <그림 2>에서 본 독립변수의 전역적 중요도가 입지 고유 효과의 영향에 따라 공간적으로 달라지고 있음을 보여준다는 것에 유의해야 한다.

이 결과를 각 변수별로 살펴보면, 주거용 토지의 경우, 강남구, 서초구, 성동구 등을 중심으로 필지 면적이 클수록 토지가격을 높이는 데 더욱 기여하였다. 반면, 서울 북부와 서부의 주변부에서 면적 증가가 토지가격 상승으로 이어지지 않거나 오히려 부정적 기여를 하는 양상을 보였다. 비주거용 토지도 이와 유사한 공간 패턴을 보였으나, 특히 강남구에서 면적이 클수록 예측 가격을 크게 높이는 방향으로 기여하였다. 경사도 더미(평지)로 보면, 주거용 토지는 용산구와 종로구 북부를 제외하고 전반적으로 평지일수록 토지가격을 높이는 방향으로 기여하였다. 반면, 비주거용 토지는 강남구를 중심으로 오히려 평지 이외 지형인 경우 예측 가격이 높아지는 패턴을 보였다. 이는 업무·상업시설의 고층 개발이 가능한 입지에 대한 광범위한 선호와 평지의 희소성에 따른 결과로 해석할 수 있다. 형상 더미에서 보듯 정방형 토

지는 비주거용에서 서울 전역에 걸쳐 일관되게 긍정적인 기여를 보였으며, 주거용은 용산구를 중심으로 강한 긍정적 기여를 보였다. 이는 건축 효율성과 토지 활용도 측면에서 정형화된 토지에 대한 시장 선호가 공통적으로 반영된 결과로 볼 수 있다. 용도 측면에서 주거용 토지의 경우, 아파트용 토지가 송파구, 강남구, 용산구 등에서 예측 가격을 높이는 긍정적 기여가 큼을 보여준다. 반면, 비주거용 토지가격을 보면, 상업용도 토지가 업무용 토지용도에 비해 상대적으로 강남구에서 오히려 낮은 예측가격을 보였는데, 이는 같은 지역 내에서 업무용 토지의 가치가 상대적으로 높게 평가되고 있음을 반영한다.

주요 지점에 대한 접근성을 보면, 학교 접근성의 경우, 주거용의 경우 마포구와 용산구를 제외하고 대체로 주거지역에서 학교와 가까울수록 예측 토지가격을 높이는 기여를 했으며, 이는 교육 인프라에 대한 수요를 반영한 것으로 보인다. 비주거용의 경우 긍정적·부정적 기여가 혼재되어 있어, 비주거지 입지에서 교육시설 접근성이 시장가격에 미치는 영향은 뚜렷하지 않았다. 이는 상업용과 업무용 토지이용자가 교육시설에 대한 접근성을 선호하기보다는 교육시설 인근 지역 관련 시설에 대한 접근성이 가격에 반영되기 때문으로 보인다.

종합병원 접근성 측면에서 보면, 주거용 토지는 전반적으로 종합병원에 가까울수록 예측가격이 상승하는 긍정적 기여를 하였으나 마포구와 영등포구는 예외적으로 부정적 기여가 강했다. 비주거용 토지의 경우 도심과 강남권에서는 종합병원 접근성이 오히려 토지가격을 낮추는 경향이 강

하게 나타났다. 이는 의료시설 주변의 혼잡 또는 소음과 같은 외부불경제 요인을 반영한 결과일 수 있다. 병원과 의원 접근성으로 보면, 주거용 토지가격에 의원 접근성이 긍정적 기여를 했고, 병원 접근성에 대해서는 대체로 부정적 기여가 강했다. 이러한 결과는 의원의 경우 인근 지역 주민에게 생활밀착형 의료 서비스를 제공하지만, 병원의 경우 교통혼잡과 소음 등으로 인해 인근 지역에 부정적 효과가 병원 접근성이라는 이점을 압도하기 때문으로 보인다. 비주거용에서는 강남구를 제외하고는 대부분 병원과 의원 접근성이 부정적으로 작용했다. 이는 병원과 의원 방문객의 인근 지역 활성화 효과가 적지만, 강남구의 경우 병원 밀집, 고소득 환자와 의료 관광 수요 등으로 인해 인근 지역 상업용과 업무용 토지가격에 긍정적 기여가 강한 것으로 보인다.

대형마트 접근성으로 보면, 주거용 토지가격에 영등포구와 동작구 일부 지역에서 긍정적 기여가 보이고 그 외의 지역은 긍정적, 부정적 기여가 국지적으로 혼재되어 있다. 비주거용 토지는 전반적으로 부정적인 영향이 우세하였다. 이는 상업시설과의 근접성이 주거 쾌적성에 긍정적 요인일 수 있으나, 비주거지에서는 오히려 상권 경쟁이나 혼잡 등의 부정적 외부효과가 더 크게 작용할 수 있음을 암시한다. 전통시장 접근성으로 보면, 주거용 토지는 대체로 서울 서쪽 지역에서 좋은 접근성이 예측 토지가격을 높이는 긍정적 기여를 하였다. 비주거용 또한 긍정적 기여가 다수 지역에서 나타났으나, 강남구, 동대문구 등에서는 오히려 부정적 기여를 보였다. 이는 전통시장과의 기능적 연결성 여부 및 시장의 위상 차이에 따른

공간적 이질성으로 볼 수 있다.

공원 접근성으로 보면, 주거용 토지는 전반적으로 공원과 가까울수록 예측 토지가격이 낮아지는 부정적 기여가 컸다. 이는 공원 접근으로 인한 이점보다는 주변의 개발제한, 일조권 규제 등의 영향을 반영한 결과로 해석된다. 반면, 비주거용은 대체로 공원 접근성이 예측 토지가격을 높이는 긍정적 기여로 작용하였으며, 강남·서초구만 부정적 기여가 나타났다.

버스 정류장 접근성 측면에서 주거용은 전반적으로 부정적인 기여가 강했으나, 비주거용은 도심 및 강남권에서 긍정적 기여가 나타났다. 이러한 결과가 나온 이유는 버스정류장에 가까이 있는 주거용 토지의 경우 교통 혼잡, 소음, 보행 혼잡 등의 부정적 효과가 크기 때문으로 보인다. 비주거용 토지의 경우 도심과 강남 지역에서 버스정류장에 가까울수록 고객과 직원의 접근성이 커지고 유동인구 유입에 유리하기 때문에 가격이 높아지는 것으로 보인다.

도로 접근성 측면에서 주거용 토지는 강남구, 송파구, 동대문구, 중랑구 등에서 도로 접근성이 좋으면 예측 토지가격이 높아지는 긍정적 기여가 강했고, 비주거용 토지의 경우 도심과 강남구 일부 지역을 제외하고 전반적으로 좋은 도로 접근성이 예측 가격을 높이는 데 기여하였다. 한강 접근성 측면에서 양 유형 모두 전반적으로 긍정적 기여를 보였으나, 도심 및 동대문·중랑 일부 지역에서는 부정적인 기여도 나타났다. 이는 조망권, 여가 접근성 등 한강의 긍정적 요소가 지역에 따라 가격에 상이하게 반영됨을 시사한다. 도심 및 부도심 접근성 측면에서 주거용 토지가격에 긍정

적, 부정적 기여가 혼재되어 있지만, 비주거용 토지가격의 경우 두 접근성이 좋을수록 가격 수준이 높았다. 이는 중심지 접근성이 모든 지역에서 일관된 프리미엄으로 작용하지 않으며, 토지이용 패턴, 혼잡도, 수요층 구성 등의 맥락적 요소에 따라 달라진다는 점을 시사한다.

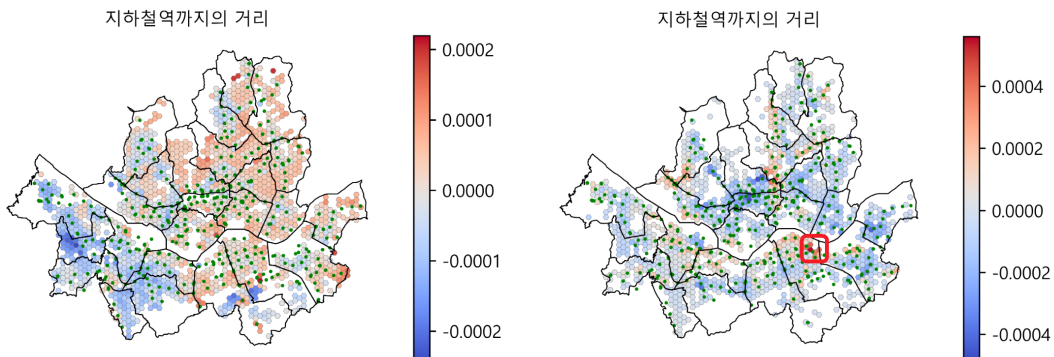
끝으로, 지하철 접근성을 보면, 기존 연구에서 지하철역에 가까울수록 토지가격이 상승한다는 결과가 다수였으나, 이 연구의 분석 결과는 그 기여 정도는 공간적으로 다르게 나타남을 보여주었다. 먼저, 주거용 토지의 경우 대체로 서울 도심과 서남부 지역에서 지하철 접근성이 긍정적으로 기여하여 가격 상승이 발생했으나 그 외의 지역은 부정적 기여가 나타났다. 반면, 비주거용 토지가격에 지하철 접근성은 전체적으로 예측 가격을 높이는 뚜렷한 긍정적 기여를 보였다. 다만, <그림 9> 우측 지도의 빨간색 박스 부분과 같이 예외적으로 7호선 청담역과 9호선 봉은사역 주변은 국지적으로 부정적 기여가 나타났다. 이러한 결과는 중국 베이징시와 서울시 사례 연구에서 확인된

바와 같이 교통 혼잡 등 국지적 상황이 지하철 접근성 프리미엄을 낮추어 나타나는 것으로 추정된다(강창덕, 2021; Chen et al., 2025).

## V. 결론과 시사점

그동안 많은 연구는 토지가격을 비롯한 부동산 가격이 개별 부동산의 특성과 더불어 다양한 공간적 특성의 영향을 받고 있음을 보여 주었다. 이 연구는 기존 연구를 참고하되 부동산 시장의 세분화 이론과 고전적 입찰지대 이론을 바탕으로 토지가격에 대한 영향요인의 비선형적, 공간 이질적 효과를 분석하였다. 이러한 시도는 다양한 요인이 선형적이고 공간적으로 균일하게 부동산가격에 영향을 준다는 시각을 보완하고, 보다 입체적인 분석을 통해 하위시장과 국지적 맥락을 고려한 정교한 도시계획, 도시설계, 부동산 정책과 민간의 다양한 의사결정을 도울 수 있을 것으로 기대한다.

이 연구는 서울시 주거용과 비주거용 토지가격



주 : 이 그림에서 표현한 수치는 GeoShapley 값임. 빨강색: +, 파란색: -.

<그림 9> 지하철역 접근성이 토지가격에 미친 영향: 주거용(좌), 비주거용(우), 녹색 점: 지하철역

에 대한 영향요인의 비선형성과 공간적 이질성을 AutoML과 GeoShapley를 적용하여 비교하였다. 분석 결과는 영향요인의 상대적 중요도, 비선형 효과 분석, 공간적 이질성 탐색 등으로 나누어 제시하였다. 주요 연구 결과를 요약하면, 첫째, 영향요인의 상대적 중요성 분석에 의하면, 두 용도의 토지가격에 입지고유효과(GEO)의 영향이 가장 중요하였다. 그 외에 지하철, 한강, 도심과 부도심에 대한 접근성은 두 용도에 공통적으로 중요한 요인이었다. 둘째, 비선형 효과 분석에 의하면, 두 용도의 특성에 따라 각 영향요인의 기여 정도는 단순한 선형 관계가 아니라 다양한 형태의 비선형적인 패턴을 보였다. 이는 특정 영향요인의 증감에 따라 가격 형성에 대한 기여도는 일정하지 않고, 복잡한 영향 메커니즘이 있음을 시사한다. 셋째, 공간적 이질성 탐색 결과, 비주거용 토지가격보다 주거용 토지가격에 특정 지역을 중심으로 명확한 입지고유효과의 긍정적, 부정적 기여가 있음을 확인하였다. 더불어 각 영향요인의 기여 정도는 국지적 요인으로 각기 다름을 발견하였다. 이러한 연구 결과는 부동산 관련 정책의 구상과 실행에서 토지가격에 대한 영향요인의 비선형성과 공간적 이질성을 고려한 맞춤형 접근이 필요함을 제안한다.

구체적으로 이 연구의 주요 결과는 도시와 부동산 관련 연구와 실무에 다음과 같은 시사점을 준다. 첫째, 학술적으로 이 연구는 AutoML과 GeoShapley를 활용하여 토지가격을 예시로 부동산 가격에 대한 영향요인의 비선형적 효과와 공간적 이질성을 체계적으로 분석하여 기존의 HPM, GWR, 블랙박스형 기계학습의 한계에 대한 대안

을 제시하였다. 아울러 이러한 연구방법과 결과는 실무적으로 토지가격에 대한 영향요인의 기여도를 지도로 표현하여 관련 정책 우선순위 지역의 선별, 정책 시나리오별 기대효과 사전 평가, 공정한 과세 체계 설계 등에 활용할 수 있을 것이다.

둘째, 이 연구의 상대적 중요도 분석 결과는 토지가격에 용도별, 지역별로 공통되거나 각기 다른 요인이 영향을 준다는 것을 알 수 있다. 또한, 입지고유효과(GEO)와 주요 접근성 변수는 모든 용도에서 공통적으로 중요한 기여 요인이므로 도시의 전반적인 균형발전을 위해 이러한 요소를 고려한 맞춤형 전략이 필요하다. 즉, 모든 지역에 동일한 정책을 적용하기보다는 국지적 특성을 반영한 각 하위시장의 고유한 특성과 수요를 반영한 보다 세부적인 접근방법이 필수적이다.

셋째, 이 연구 결과로 나온 토지가격에 대한 토지 특성(면적, 경사도, 형상), 학교, 병원, 쇼핑시설, 대중교통, 도시중심지에 대한 접근성의 비선형적 영향 결과는 서울시 토지 하위시장의 다층적 구조를 보여준다. 이러한 결과는 선행연구에서 제시한 하위시장을 실증적으로 확인한 것이다. 아울러 각 영향요인이 토지가격에 미치는 효과에 일정한 임계점이 있음도 밝혀졌다. 이는 토지 시장을 세분화하여 각 하위시장의 특성을 고려한 맞춤형 정책을 수립해야 함을 시사한다. 예를 들어, 특정 임계점을 넘어서는 토지 특성이나 접근성 개선 노력은 투자 대비 효율이 떨어질 수 있으므로, 제한된 재원을 효과적으로 활용하기 위해 정책의 우선순위를 재검토해야 할 필요가 있다.

넷째, 이 연구의 공간적 이질성 탐색 결과는 도시 계획과 정책 수립에서 서울시를 하나의 균질한 시

장으로 보지 않고, 지역별 특성과 토지 용도를 고려한 세분화된 접근이 필요함을 보여준다. 또한, 교통 및 편의시설 접근성이 모든 지역에서 일관되게 토지가치를 높이는 데 기여하는 것은 아니므로, 특정 정책의 긍정적 효과와 더불어 발생할 수 있는 부정적 외부효과를 모두 면밀히 검토해야 한다.

다섯째, 이 연구의 결과로 얻은 토지가격 형성에 대한 입지고유효과(GEO)의 긍정적, 부정적 기여는 학술적, 실무적으로 몇 가지 중요한 함의를 준다. 먼저, 학술적으로 제한된 공급과 집중된 수요로 인해 부동산가격이 높은 곳을 지칭하는 “슈퍼스타 시티”의 공간적 범위를 실증적으로 제시하였다(Gyourko et al., 2013). 이러한 결과는 향후 자본 유입과 수요 집중으로 인해 부동산가격 불평등이 심화될 수 있음을 의미한다. 따라서 공간적으로 집중된 입지 프리미엄 현상을 부동산 공급정책에 반영하여 기반 시설 투자, 용도지역 조정, 재생 전략 등을 통해 수요 분산을 유도할 필요성이 제기된다. 아울러 보유세와 양도세를 활용하여 입지 프리미엄을 환수하고, 이를 통해 확보한 재원을 저평가 지역의 인프라 확충과 공공 임대주택 공급에 재투자하는 방안도 생각할 수 있다. 다만, 지속적으로 논의되고 있는 고가 부동산 지역 내의 공급 방안은 시간적으로 신속한 공급이 어렵다는 점에서 여전히 논쟁적인 사안이다.

여섯째, 공간적 이질성 탐색 결과 중에 주거용 토지의 경우 대체로 서울 도심과 서남부 지역에서 지하철 접근성의 긍정적 기여로 인해 가격 프리미엄이 발생했으나, 그 외의 지역에서 프리미엄이 약하거나 오히려 할인 효과가 있음을 확인하였다. 반면, 비주거용 토지가격에 지하철 접근성은

전체적으로 뚜렷한 긍정적 기여에 의한 프리미엄 효과를 보였으나 특정 역 주변에서 할인효과도 관찰되었다. 이러한 결과는 일반적으로 지하철 접근성이 부동산가격에 프리미엄을 준다는 통념과 달리, 특정 역 주변의 국지적 상황에 의해 긍정 또는 부정적 영향이 나타날 수 있음을 실증적으로 보여준다. 따라서 대중교통지향개발(transit-oriented development)에서 지역별 시장 상황, 도시 혼잡, 대중교통 기반시설의 외부효과 등을 면밀하게 고려하여 추진해야 함을 시사한다(Pan et al., 2014).

끝으로, 이 연구의 한계에 근거하여 크게 세 가지 측면에서 향후 연구과제를 제안하고자 한다. 첫째, 이 연구는 2024년 자료에 한정하여 분석하였다. 따라서 향후 장기 시계열 자료를 활용한 연구를 통해 부동산가격에 대한 영향요인의 비선형성과 공간적 이질성을 보다 입체적으로 규명할 수 있을 것이다. 둘째, 이 연구는 서울시를 대상으로 진행하였다. 따라서 다양한 사례에 대한 비교 연구를 하면 다양한 맥락과 특성에 따라 결과가 어떻게 달라지는지 확인할 수 있을 것이다. 셋째, 이 연구는 토지가격에 한정하여 분석하고 주요 시설에 대한 거리는 직선거리로 측정하였다. 이 연구의 접근방법은 향후 다양한 도시현상을 분석하는데 응용할 수 있으며, 도보와 차량에 의한 이동거리를 활용하는 향후 연구도 필요하다.

ORCID 

강창덕 <https://orcid.org/0000-0003-3935-9945>

## 참고문헌

1. 강창덕. (2017). 서울시 산업군별 고용 접근성이 토지 가격에 미치는 영향: G2FCA 접근성과 다층회귀 모형을 이용하여. *서울도시연구*, 18(1), 139-160.
2. 강창덕. (2021). 서울시 지하철에 대한 가로망 접근성의 토지가격 효과 연구. *부동산분석*, 7(2), 1-24.
3. 강창덕. (2022). 서울시 도시형태 관련 지표가 토지 가격에 미치는 영향: 도시형태학적 접근방법을 중심으로. *부동산분석*, 8(3), 73-101.
4. 강창덕. (2023). 도시서비스시설에 대한 접근성이 토지가격에 미치는 영향. *부동산분석*, 9(2), 71-93.
5. 국토교통부. (2024). *서울시 표준지 공시지가 자료* 국토교통부.
6. 국가교통DB. (2024). *지하철 자료* 한국교통연구원.
7. 국토정보플랫폼. (2025). *국가관심지점 자료* 국토 지리정보원.
8. 김경환, 손재영, 정의철. (2025). *부동산 경제학*: 건국대학교 출판부.
9. 김보경, 류상규, 홍성조. (2016). 의료기관 접근성이 주택가격에 미치는 영향. *부동산학보*, 66, 188-201.
10. 김진유, 이창무. (2005). 아메니티요소가 주택가격에 미치는 영향력의 시계열적 변화. *국토계획*, 40(1), 59-74.
11. 남형권, 서원석. (2016). 교육시설 인접성이 아파트 가격에 미치는 공간적 영향분석. *부동산연구*, 26(2), 97-109.
12. 서울시. (2024). *한강 자료* 서울시.
13. 서울시열린데이터광장. (2024). *버스정류장 자료* 서울시.
14. 성현군, 김진유. (2011). 수정반복매매모형을 활용한 시설접근성의 변화가 주택가격 변화에 미치는 영향 분석: 지하철 9호선을 중심으로. *대한토목학회 논문집 D*, 31(3D), 477-487.
15. 소상공인시장진흥공단. (2024). *전통시장 자료* 소상공인시장진흥공단.
16. 송영선, 윤명탁, 이창무. (2020). 아파트 하위시장 실거래가 지수 산정방식 비교 연구. *부동산분석*, 6(3), 1-19.
17. 신상영, 김민희, 목정훈. (2006). 서울숲 조성이 주택 가격에 미치는 영향. *서울도시연구*, 7(4), 1-17.
18. 이정전. (2024). *토지경제학*: 박영사.
19. 전영훈, 박세운. (2020). 대형복합쇼핑센터의 개장과 거리가 아파트 가격에 미치는 영향: 서울롯데월드 타워를 대상으로. *산업경제연구*, 33(1), 245-267.
20. 조용성, 이재현, 김형보. (2020). 교육인프라 접근성이 공동주택 가격에 미치는 영향: 중계동 은행사거리 학원밀집지역을 대상으로. *한국도시계획학회지 도시 설계*, 21(6), 5-14.
21. 행정안전부. (2024). *전자지도 자료* 행정안전부.
22. Alonso, W. (1964). *Location and land use: Toward a general theory of land rent*. Harvard University Press.
23. Barbudo, R., Ventura, S., & Romero, J. R. (2023). Eight years of AutoML: Categorisation, review and trends. *Knowledge and Information Systems*, 65(12), 5097-5149.
24. Bourassa, S. C., Hoesli, M., Merlin, L., & Renne, J. (2021). Big data, accessibility and urban house prices. *Urban Studies*, 58(15), 3176-3195.
25. Chen, Y., Ye, Y., Liu, X., Yin, C., & Jones, C. A. (2025). Examining the nonlinear and spatial heterogeneity of housing prices in urban Beijing: An application of GeoShapley. *Habitat International*, 162, 103439.
26. DeVerteuil, G. (2000). Reconsidering the legacy of urban public facility location theory in human geography. *Progress in Human Geography*,

- 24(1), 47–69.
27. Ewing, R., & Cervero, R. (2010). Travel and the built environment. *Journal of the American Planning Association*, 76(3), 265–294.
  28. Foroutan, E., Hu, T., & Li, Z. (2025). Revealing key factors of heat-related illnesses using geospatial explainable AI model: A case study in Texas, USA. *Sustainable Cities and Society*, 122, 106243.
  29. Geltner, D., Miller, N. G., Clayton, D. J., & Eichholtz, P. (2014). *Commercial real estate analysis and investments*. South-western.
  30. Goodman, A. C., & Thibodeau, T. G. (2007). The spatial proximity of metropolitan area housing submarkets. *Real Estate Economics*, 35(2), 209–232.
  31. Gyourko, J., Mayer, C., & Sinai, T. (2013). Superstar cities. *American Economic Journal: Economic Policy*, 5(4), 167–199.
  32. Hu, Y., Lu, B., Ge, Y., & Dong, G. (2022). Uncovering spatial heterogeneity in real estate prices via combined hierarchical linear model and geographically weighted regression. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 49(6), 1715–1740.
  33. Jang, M., & Kang, C. D. (2015). Retail accessibility and proximity effects on housing prices in Seoul, Korea: A retail type and housing submarket approach. *Habitat International*, 49, 516–528.
  34. Kang, C. D., & Cervero, R. (2009). From elevated freeway to urban greenway: Land value impacts of the CGC project in Seoul, Korea. *Urban Studies*, 46(13), 2771–2794.
  35. Kwak, S. J., Yoo, S. H., & Han, S. Y. (2003). Estimating the public's value for urban forest in the Seoul metropolitan area of Korea: A contingent valuation study. *Urban Studies*, 40(11), 2207–2221.
  36. La, V. (2015). Capitalization of school quality into housing prices: Evidence from Boston Public School district walk zones. *Economics Letters*, 134, 102–106.
  37. Li, Z. (2024). GeoShapley: A game theory approach to measuring spatial effects in machine learning models. *Annals of the American Association of Geographers*, 114(7), 1365–1385.
  38. Li, Z. (2025). Explainable AI in spatial analysis. In X. Huang, S. Wang, J. Wilson, & P. Kedron (Eds.), *GeoAI and human geography: The dawn of a new spatial intelligence era* (pp. 63–77). Springer.
  39. Liang, X., Liu, Y., Qiu, T., Jing, Y., & Fang, F. (2018). The effects of locational factors on the housing prices of residential communities: The case of Ningbo, China. *Habitat International*, 81, 1–11.
  40. Liu, F., Min, M., Zhao, K., & Hu, W. (2020). Spatial-temporal variation in the impacts of urban infrastructure on housing prices in Wuhan, China. *Sustainability*, 12(3), 1281.
  41. Liu, N., & Strobl, J. (2023). Impact of neighborhood features on housing resale prices in Zhuhai (China) based on an (M)GWR model. *Big Earth Data*, 7(1), 146–169.
  42. Liu, Z., Li, W., Yan, D., & Yu, K. (2024). Examining property value increment along greenways: A hedonic pricing analysis in Chengdu, China. *Land*, 13(5), 657.
  43. Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
  44. Neto, J. B. P., Santos, N. F., & Orrico Filho, R. D. (2025). Paths to prosperity: How transport networks and income accessibility

- shape retail location. *Journal of Transport Geography*, 128, 104377.
45. Pan, Q., Pan, H., Zhang, M., & Zhong, B. (2014). Effects of rail transit on residential property values: Comparison study on the rail transit lines in Houston, Texas, and Shanghai, China. *Transportation Research Record*, 2453(1), 118–127.
46. Pirounakis, N. G. (2013). *Real estate economics: A point-to-point handbook*. Routledge.
47. Sheppard, S. (1999). Hedonic analysis of housing markets. In P. Cheshire & E. S. Mills (Eds.), *Handbook of regional and urban economics* (pp. 1595–1635). Elsevier.
48. Sisman, S., & Aydinoglu, A. C. (2022). A modelling approach with geographically weighted regression methods for determining geographic variation and influencing factors in housing price: A case in Istanbul. *Land Use Policy*, 119, 106183.
49. Wang, C., Wu, Q., Weimer, M., & Zhu, E. (2021). Flaml: A fast and lightweight autotml library. *Proceedings of Machine Learning and Systems*, 3, 434–447.
50. Wen, H., Gui, Z., Tian, C., Song, Y., & Zhou, G. (2022). Expressway proximity effects on property prices in Hangzhou, China: Multidimensional housing submarket approach. *Journal of Urban Planning and Development*, 148(1), 04021070.
51. Wen, H., Xiao, Y., & Hui, E. C. M. (2019). Quantile effect of educational facilities on housing price: Do homebuyers of higher-priced housing pay more for educational resources? *Cities*, 90, 100–112.
52. Xu, Y., Zhang, Q., & Zheng, S. (2015). The rising demand for subway after private driving restriction: Evidence from Beijing's housing market. *Regional Science and Urban Economics*, 54, 28–37.
53. Zaki, J., Nayyar, A., Dalal, S., & Ali, Z. H. (2022). House price prediction using hedonic pricing model and machine learning techniques. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 34(27), e7342.
54. Zhang, M., & Zhao, P. (2018). The determinants of informal housing price in Beijing: Village power, informal institutions, and property security. *Cities*, 77, 117–129.
55. Zhang, P., Hu, S., Li, W., Zhang, C., Yang, S., & Qu, S. (2021). Modeling fine-scale residential land price distribution: An experimental study using open data and machine learning. *Applied Geography*, 129, 102442.
56. Zhang, Y., & Dong, R. (2018). Impacts of street-visible greenery on housing prices: Evidence from a hedonic price model and a massive street view image dataset in Beijing. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(3), 104.

---

논문 접수일: 2025년 8월 22일

심사(수정)일: 2025년 9월 28일

게재 확정일: 2025년 11월 14일

## 국문초록

토지가격은 부동산가격 형성, 토지이용 패턴, 공공재정에 크게 영향을 주는 핵심 요소이다. 또한 다양한 도시 서비스 및 시설에 대한 접근성은 토지가격의 지역적 차이를 형성하는 데 중요한 역할을 한다. 기존의 헤도닉가격모형은 주로 선형 관계를 가정하고 하위시장(submarkets)의 존재를 간과함으로써 토지가격 결정요인을 충분히 설명하지 못했다. 이러한 한계를 극복하기 위해 이 연구는 트리 기반 자동화 기계학습(automated machine learning)과 GeoShapley 기법을 결합하여 주거용 및 비주거용 토지가격에 영향을 미치는 요인의 비선형적 및 공간적으로 이질적인 효과를 정교하게 모형화하였다. 분석 결과, 입지고유효과가 주거용 및 비주거용 토지가격을 결정짓는 데 있어 가장 중요한 기여요인으로 확인되었다. 뿐만 아니라 토지면적, 토지 경사와 형상, 학교, 병원, 쇼핑시설, 공원, 대중교통, 도심 접근성 등의 요인이 토지가격에 미치는 기여도가 비선형적이고 공간적으로 크게 다르게 분포함을 밝혀냈다. 이러한 결과는 기존의 도시 부동산 이론을 확장하여, 하위시장별 가격 형성 메커니즘과 공간적 임계값(threshold)의 존재를 반영하는 실증적 근거를 제시함으로써 부동산 정책에 중요한 시사점을 제공한다.

주제어 : 토지가격, 비선형성, 공간적 이질성, GeoShapley, 서울

## 부록

〈표 A-1〉 주거용 토지가격 모형의 기술통계

| 변수       | 사례수    | 평균        | 표준편차      | 최솟값     | 최댓값        |
|----------|--------|-----------|-----------|---------|------------|
| 토지가격     | 19,395 | 4,606,184 | 2,099,137 | 236,600 | 31,200,000 |
| 필지면적     | 19,395 | 758.23    | 5,695.37  | 7.80    | 237,830.70 |
| 경사도더미    | 19,395 | 0.76      | 0.43      | 0.00    | 1.00       |
| 형상더미     | 19,395 | 0.19      | 0.39      | 0.00    | 1.00       |
| 아파트더미    | 19,395 | 0.03      | 0.16      | 0.00    | 1.00       |
| 학교접근성    | 19,395 | 288.99    | 153.86    | 14.48   | 2,237.01   |
| 대형마트접근성  | 19,395 | 983.86    | 623.68    | 11.76   | 4,325.09   |
| 전통시장접근성  | 19,395 | 745.00    | 529.02    | 8.62    | 6,165.76   |
| 공원접근성    | 19,395 | 226.77    | 148.33    | 9.86    | 1,908.56   |
| 종합병원접근성  | 19,395 | 1,635.84  | 890.66    | 38.65   | 6,233.88   |
| 동네병원접근성  | 19,395 | 670.78    | 466.04    | 12.09   | 4,380.04   |
| 의원접근성    | 19,395 | 164.26    | 122.09    | 0.20    | 2,029.94   |
| 지하철역접근성  | 19,395 | 550.18    | 360.42    | 24.87   | 3,323.40   |
| 버스정류장접근성 | 19,395 | 122.44    | 71.06     | 2.02    | 1,122.26   |
| 도심접근성    | 19,395 | 8,494.12  | 3,648.20  | 694.89  | 17,866.64  |
| 부도심접근성   | 19,395 | 4,536.67  | 2,318.55  | 95.20   | 12,288.89  |
| 도로접근성    | 19,395 | 9.39      | 10.58     | 0.0003  | 239.86     |
| 한강접근성    | 19,395 | 4,314.67  | 2,971.49  | 40.78   | 15,800.82  |

〈표 A-2〉 비주거용 토지가격 모형의 기술통계

| 변수       | 사례수   | 평균         | 표준편차       | 최솟값     | 최댓값         |
|----------|-------|------------|------------|---------|-------------|
| 토지가격     | 8,057 | 12,800,000 | 11,400,000 | 587,700 | 175,000,000 |
| 필지면적     | 8,057 | 570.77     | 2,830.25   | 3.30    | 148,581.00  |
| 경사도더미    | 8,057 | 0.99       | 0.12       | 0.00    | 1.00        |
| 형상더미     | 8,057 | 0.11       | 0.31       | 0.00    | 1.00        |
| 상업용도더미   | 8,057 | 0.87       | 0.34       | 0.00    | 1.00        |
| 학교접근성    | 8,057 | 339.17     | 164.86     | 4.40    | 1,843.11    |
| 대형마트접근성  | 8,057 | 746.94     | 558.60     | 0.39    | 4,368.68    |
| 전통시장접근성  | 8,057 | 774.54     | 592.52     | 0.42    | 4,796.27    |
| 공원접근성    | 8,057 | 250.11     | 139.16     | 1.55    | 1,910.60    |
| 종합병원접근성  | 8,057 | 1,455.28   | 854.16     | 1.67    | 5,120.37    |
| 동네병원접근성  | 8,057 | 544.19     | 436.50     | 0.60    | 4,941.93    |
| 의원접근성    | 8,057 | 82.06      | 96.53      | 0.05    | 2,148.23    |
| 지하철역접근성  | 8,057 | 383.35     | 298.04     | 16.71   | 3,391.36    |
| 버스정류장접근성 | 8,057 | 80.48      | 58.73      | 0.80    | 1,313.57    |
| 도심접근성    | 8,057 | 7,158.87   | 4,210.44   | 62.39   | 17,645.36   |
| 부도심접근성   | 8,057 | 4,038.32   | 2,172.54   | 28.44   | 12,441.61   |
| 도로접근성    | 8,057 | 14.45      | 10.51      | 0.01    | 142.30      |
| 한강접근성    | 8,057 | 3,607.89   | 2,504.10   | 56.37   | 15,810.84   |