

가로 보행환경은 주변 상업용 부동산 가격에 영향을 주는가? 해석 가능한 머신러닝과 딥러닝 기법의 적용*,**

Do Walkable Streets Influence Neighboring Commercial Property Prices?
The Application of Explainable Machine Learning and Deep Learning Algorithms

신 형 섭 (Shin, Hyung-Sup)***
전 준 형 (Jeon, Junehyung)****
우 아 영 (Woo, Ayoung)*****

< Abstract >

Despite the growing evidence demonstrating the importance of walkability for commercial property value, there is limited knowledge of which environmental characteristics contribute more or less to determining their values. Our study fills this gap by investigating the economic effects of walkable environments at different scales on commercial property values in Seoul, Korea. This study specifies walkable environments into macro-, meso-, and micro-scale and uses a computer vision technique to estimate streetscape features surrounding commercial properties. Based on these estimations, we employed various machine learning algorithms to produce optimal automated valuation models for the economic effects of walkable environments on commercial property values. Additionally, explainable artificial intelligence methods were used to identify variables that contributed the most to the black box models and to explore the non-linear relationships between walkable environments and commercial property values. Furthermore, our research demonstrated how the economic effects of walkable environments vary across submarkets classified by living population density. Our results indicate that various scales of walkability influence commercial property values, and these impacts differ according to submarkets. The findings of this study provide helpful insight into how to increase the economic benefits of commercial properties by creating walkable environments. Lastly, this study suggests practical approaches to explain the black box models with greater interpretability and transparency.

Keyword : Automated Valuation Model, Walkable Environments, Streetscape Environments, Deep Learning, Interpretable Machine Learning

* 본 논문은 주저자의 석사학위 논문을 정리 및 보완 발전시킨 연구이며, 2021년 한국부동산분석학회 상반기 학술대회에서 우수논문상을 수상한 연구임

** 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2022R1A2C1012905)

*** 한양대학교 도시대학원 도시·지역개발경영학과 석사, shin5494@hanyang.ac.kr, 주저자

**** 한양대학교 도시대학원 도시·지역개발경영학과 박사수로, koa86@hanyang.ac.kr, 공동저자

***** 본 학회 정회원, 한양대학교 도시대학원 도시·지역개발경영학과 부교수, ayoungwoo@hanyang.ac.kr, 교신저자

I. 서론

지속가능한 도시를 조성하고 개인의 삶의 질을 개선하는 중요한 환경 요인 중 하나로 보행 친화적 환경에 관한 관심이 계획가들과 학자들을 중심으로 증가하고 있다. 이는 보행 친화적 환경이 도시의 지속가능성을 개선하는 다양한 공중보건, 사회적, 그리고 환경적 측면의 다양한 혜택을 제공할 수 있다는 인식에 기인한다(Frank et al., 2005; Saelens et al., 2003). 보행 친화적 환경은 보행을 촉진하여 신체적 및 정신적 건강 개선에 도움을 줄 수 있으며, 사람들의 대면 접촉을 유발하여 지역사회 의 응집력 및 자본을 강화할 수 있다(신형섭 2022; Woo et al., 2019). 또한, 보행 친화적 환경을 통한 보행 활성화는 개인의 차량 통행을 감소시키고 배출가스를 저감하여 대기질 개선에 도움을 줄 수 있다(Frank et al., 2005). 이러한 보행 친화적 환경의 다차원적인 이점에 주목한 국내·외 도시계획가, 정책입안자, 그리고 공중보건 전문가들은 도시의 지속가능성을 개선하고 시민들의 삶의 질을 향상하기 위해 도시공간을 걷기 좋은 환경으로 조성하기 위해 노력하고 있다.

공중보건, 사회적, 그리고 환경적 혜택 외에도, 보행 환경은 사회경제적 측면에서 긍정적인 파급효과를 가져올 수 있다. 많은 선행연구들은 보행환경이 주변 지역의 주택 가격을 상승시킬 수 있음을 실증적으로 보여주고 있다. 이러한 경제적 효과는 공공의 세수 확보에 기여하여 지역의 건조 환경과 서비스의 질을 높이고 지역의 경쟁력을 강화하여, 더 많은 도시민을 지역으로 유입하는 선순환 구조를 형성할 수 있다(Bartholomew and Ewing, 2011; Li et al., 2015; Sohn et al., 2012). 특히, 소매시설 업무시설과 같은 상업용 부동산 가치의 주요 결정 요인인 매출액 및 생존율은 보행량 및 유동인구에 민감하므로(김현철·이승일, 2019; 최막중·신선미, 2001), 주변 입지의 보행 환경은 상업용 부동산 가치에 크게 영향을 줄 수 있다. 하지만, 근린생활권 내 보행환경과 주변 주택 가격과의 관계를 실증적으로 분석한 많은 연구에도 불구하고, 상업용 부동산 가격과 보행환경과의 관계에 관해서는 충분한 연구가 이루어지지 않고 있다. 따라서, 본 연구는 다양한 보행환경 특성과 주변 상업용 부동산과의 관계를 실증적으로 분석하여 보행환경의 경제적 파급효과를 구체적으로 분석한다.

많은 국내·외 연구들은 3Ds(density, design, and diversity) 기반의 근린 보행력(walkability)을 사용하여 보행환경이 부동산 가격에 미치는 효과를 추정하였다(Pivo and Fisher, 2011; Rauterkus and Miller, 2011). 교차로 및 횡단보도 밀도, 대중교통 접근성, 그리고 혼합토지이용(mixed land use)과 같은 거시적 규모(macro-scale)의 환경 요인들은 3Ds를 구성하는 변수로 선행연구에서 활용되어왔다(Cervero and Kockelman, 1997; Ewing and Cervero, 2010). 하지만, 도시의 보행환경을 구성하는 다양한 환경 요소를 구체적으로 추정하기 위해서는 거시적 규모의 환경 특성뿐만 아니라, 중시적 규모(meso-scale)의 가로환경 특성과 건축물 1층 용도의 점 단위(point-level)의 미시적(micro-scale)인 환경을 종합적으로 고려해야 한다. 가로경관의 다양한 요소들과 1층 공간은 보행자에게 시각적인 즐거움을 제공하여, 공간에 체류하고 소비하게 만드는 중요한 보행환경 특성이다(김신성, 2016; Ewing and Handy, 2009; Gehl, 2013). 따라서, 본 연구는 거시적 규모의 보행환경 특성뿐만 아니라, 중시적 규모의 가로경관 및 미시적 규모의 건축물 1층 용도를 파악하여 보행환경과 상업용 부동산 가격과의 관계를 면밀하게 조사한다.

본 연구는 2017년부터 2019년까지 서울의 상업용 부동산에 대한 필지 수준의 매매거래 데이터를 기반으로 보행 친화적 환경이 주변 상업용 부동산 가격에 미치는 영향을 조사한다. 보행환경의 경제적 효과를 더욱 정밀하게 추정하기 위해, 도시 및 건축 빅데이터와 정보통신기술을 접목한 프롭테크(propotech) 분야에서 많은 관심을 받고 있는 머신러닝 기반의 자동화평가모형(automated valuation models)을 연구의 분석모형으로 사용하였다(Kok et al., 2017). 기존 주거용 부동산 가격 추정에 광범위하게 활용된 헤도닉 가격 모형(hedonic price model)의 틀(e.g., 구조적 특성, 입지 특성, 거래시기)을 기반으로 다양한 규모의 보행환경 특성을 머신러닝 모형에 투입하여 상업용 부동산 가격과의 관계를 실증적으로 추정한다. 보행환경 특성은 3Ds 기반의 거시적 특성과 276,491개의 Google Street View(GSV) 이미지와 딥러닝 모형을 사용하여 측정한 중시적 규모의 환경 특성, 건축물 1층 용도의 미시적 규모의 환경 특성으로 구성된다. 또한, 본 연구는 생활 인구 밀도를 기준으로 부동산 하부시장을 설정하여, 걷기 좋은 환경의 영향이 하부시장에

따라 차이가 발생하는지 살펴보았다. 본 연구의 결과는 도시의 지속가능성 개선을 위해 걷기 좋은 환경으로 도시공간을 개선하고자 하는 개발도상국과 선진국의 정책입안자들과 계획가들에게 보행환경의 경제적 효과에 대한 유용한 통찰력을 제공할 수 있다. 또한, 본 연구의 자동화평가모형은 국내외 프롭테크 기업들에게 보행 친화적 환경이 상업용 부동산 가격에 어떻게 영향을 미치는지 이해하는 데 도움이 될 수 있으며, 정밀하고 실용적인 가격 추정 모형을 개발하는 데 도움이 될 수 있다.

II. 선행연구 고찰

1. 상업용 부동산의 특성 및 가격결정 요인

상업용 부동산은 수익성을 추구하는 근린생활시설, 업무시설, 그리고 숙박시설과 같은 상업적 목적의 비주거용 부동산으로 정의된다(김홍진 · 고봉성, 2011). 이윤 창출은 상업용 부동산의 생존 및 가치와 직결되기 때문에, 소비자 접근성의 주요 결정 요인인 입지적 특성과 보행환경 특성은 주거용 부동산보다 상업용 부동산 가격에 더욱 영향을 줄 수 있다(Pivo and Fisher, 2011). 상업용 부동산 주변 보행 친화적 환경은 접근성을 개선하여 더 많은 보행자를 상업시설로 유도할 수 있으며, 사업체 매출 증가에 기여할 수 있다. 선행연구들은 상업 시설 주변 인접한 대중교통 시설과 높은 교차로 밀도가 유동인구 및 사업체 매출액과 긍정적인 상관관계가 있음을 실증하였다(윤나영 · 최창규, 2013; Bartholomew and Ewing, 2011). 이러한 실증연구의 결과는 보행을 촉진하고 유동인구를 증가시킬 수 있는 보행 친화적 환경이 상업용 부동산 가격에 긍정적인 파급효과를 미칠 수 있음을 시사한다.

상업용 부동산이 입지한 지역의 건조 환경 특성뿐만 아니라 다양한 구조적 및 위치적 특성 또한 상업용 부동산 가격을 결정하는 주요 특성이다. 구조적 특성 측면에서 상업용 부동산의 연면적과 대지면적은 건축물의 개발밀도와 건물의 수용력(capacity)을 반영한다(Sohn et al., 2012). 높은 연면적과 대지면적으로 정의되는 고밀 개발은 더 많은 고객을 수용하여 매출액 증가로 이어질 수 있으며, 상업용 부동산의 가치를 상승시킬 수 있다. 상업시설 방문객들의 이동 및 이용

편의성과 관련한 건축물 경과년수, 주차장 및 승강기의 이용여부 또한 부동산 가치에 영향을 줄 수 있는 주요 구조 특성이다(권기영 · 김형근, 2019; 김형근 · 신종철, 2014). 건축물의 안정성과 유지보수와 관련된 건축물 구조(예: 철골철근콘크리트 구조), 고객들의 방문행태와 이용목적과 관련된 건축물 주용도(예: 근린생활시설)도 추가적으로 고려해야 하는 주요 가격결정 요인이다(Pivo and Fisher, 2011).

한편, 상업용 부동산의 위치 특성은 상업 시설에 대한 잠재적인 소비자의 인식 및 접근성과 관련이 있다. 두 개 이상의 도로가 교차하는 각지에 위치한 상업 시설은 여러 방향에서 소비자가 접근할 기회를 제공하며 상업 시설에 대한 보행자의 인식을 높여 상업용 부동산의 가치를 높일 수 있다(권기영 · 김형근, 2019). 또한, 상업용 부동산과 접한 도로의 폭은 차량 진입을 허용 또는 제한하는 요소로, 넓은 도로 폭은 상업용 부동산 가격에 긍정적인 요소가 될 수 있다(권기영 · 김형근, 2019). 공원과 중심업무지구(CBD)와의 근접성은 상업용 부동산 가격을 증가시키는 중요한 위치 특성이다(Woo et al., 2016). 본 연구는 선행연구의 주요 결과를 바탕으로 상업용 부동산의 다양한 구조적 및 위치적 특성을 명시하고, 보행환경이 상업용 부동산 가격에 미치는 관계를 실증적으로 추정한다.

2. 보행 친화적 가로환경의 파급효과

산업화 시대 이후 도시 환경이 자동차 중심 환경(automobile-oriented environments)으로 변화하면서, 1990년대까지 시민들은 보행을 “잊힌 통행수단(forgotten mode)”으로 간주하였다(USDOT, 2010). 하지만, 자동차 의존적(automobile dependency) 도시 환경이 신체활동을 저해하고, 개인의 삶의 질과 관련된 다양한 사회적, 환경적, 그리고 공중보건에 부정적 효과를 초래한다는 우려가 증가하면서 자동차 의존적 환경을 개선하기 위한 도시계획의 필요성이 증가하게 되었다(Ewing et al., 2003). 이러한 배경에서, 보행 및 자전거와 같은 신체활동을 수반하는 능동적 교통(active transportation)을 강조하는 뉴어바니즘(New urbanism)과 스마트 성장(Smart Growth) 패러다임은 차량 통행을 감소시키고 개인의 삶의 질과 도시의 지속가능성을 개선하는 개발수법으로 주목받고 있다(전준형 · 박진아, 2020).

선행연구들은 걷기 좋은 도시 환경이 개인의 삶의 질에 영향을 줄 수 있는 공중보건, 사회적, 그리고 환경적 측면의 다양한 혜택을 제공할 수 있음을 실증하고 있다. 걷기 좋은 도시는 일상의 다양한 요구(예: 통근·통학, 쇼핑)를 수행하는 기본적인 이동 수단이자 신체 활동의 가장 쉬운 형태인 보행을 촉진함으로써 비만, 제2형 당뇨병, 심혈관 질환과 같은 만성질환 개선과 우울증과 같은 정신건강 개선에 도움을 줄 수 있다(Frank et al., 2005; Woo and Yu, 2017). 또한, 보행 친화적 환경은 도시민들의 대면접촉을 증가시켜 지역주민 간의 상호작용을 촉진하여 사회적 응집력 및 사회적 자본을 강화할 수 있다(Kim and Kaplan, 2004). 보행과 신체활동을 유발하는 도시 환경은 개인의 차량 통행을 감소시키고 탄소 및 질소산화물과 같은 자동차 배출가스를 저감시켜 대기질을 개선하며, 호흡기 질환 및 심혈관 질환의 발병률을 낮출 수 있다(Frank et al., 2005). 공중보건, 사회적, 그리고 환경적 측면의 다면적인 이점뿐만 아니라, 보행 친화적 환경은 사회경제적 측면의 긍정적 이점을 제공할 수 있다. 걷기 좋은 도시 환경은 보행량을 늘려 거리의 눈(eyes on street)을 통한 자연 감시를 강화하여 범죄를 예방하고 차량으로부터 안전한 가로 환경을 조성하여 범죄와 교통사고로 인해 발생하는 사회적 비용 감소에 기여한다(전준형·박진아, 2020; Jacobs, 1961; Talen and Koschinsky, 2013). 또한, 안전하고 쾌적한 가로환경은 지역의 주택 가격을 증가시켜 건강한 도시 환경을 조성하고 유지할 수 있는 공공의 재원 확보에 도움을 줄 수 있다(공영은·김은정, 2022; Li et al., 2015; Pivo and Fisher, 2011).

하지만, 보행 환경의 경제적 파급효과를 분석한 국내외 많은 연구에도 불구하고, 보행환경의 경제적 파급효과를 면밀하게 추정하기 위해서는 추가적인 고려가 요구된다. 이전 연구들은 주로 접근성 측면의 거시적 보행환경 특성(예: 대중교통, 공원 접근성)에 초점을 맞춰 경제적 파급효과를 실증하였다(공영은, 김은정, 2022; 신형섭, 2022; 임하나 외, 2017; Li et al., 2015; Shon et al., 2012). 이러한 환경 특성은 거시적 측면의 보행성을 반영하는 중요한 요소지만, 보행자의 환경 인식과 관련된 가로의 품질을 반영하지 못할 수 있다. 환경 인식에 관한 연구들은 서비스와 어메니티(amenities) 접근성이 좋은 지역일지라도, 보도의 포장 상태가 열악하고, 가로수가 부족하며, 청결하지 않

은 가로 환경이 부정적인 인식을 형성하여 보행을 저해할 수 있음을 실증하고 있다(D'Orso and Migliore, 2020; Talen and Koschinsky, 2013). 이러한 맥락에서, 보행자 인식에 영향을 줄 수 있는 가로 환경에 대한 중요성이 증가하고 있지만, 환경 인식과 관련한 다양한 규모의 보행환경이 상업용 부동산 가격에 미치는 효과를 실증적으로 확인한 연구는 부족한 상황이다.

3. 다양한 규모의 가로 보행환경

보행환경의 경제적 파급효과를 면밀하게 파악하기 위해서는 상업용 부동산 주변 보행환경을 정밀하게 측정하는 것이 필수적이다. 보행환경을 측정하는 방법은 연구분야(예: 도시계획 및 디자인, 교통, 그리고 공중보건)에 따라 다양하지만, 보편적으로 근린생활권 단위의 도시 형태와 가로단위의 도시 설계적 요소에 초점을 맞춰 보행환경을 정의하고 측정하는 경향이 있다(Koo et al., 2023A; Sallis et al., 2015; Shin and Woo, 2024). 근린생활권 단위의 도시 형태 요인은 다양한 서비스와 어메니티로의 접근성과 관련이 있으며, 지역의 건조환경 특성을 대표하기 때문에 거시적 규모로 정의되고 측정된다(Harvey and Aultman-Hall, 2016; Koo et al., 2023B). 가로 단위의 도시 설계적 요인은 보행자가 인식하는 가로의 안전, 즐거움, 그리고 편안함과 관련되어 있으며(Alfonzo, 2005), 중시적 및 미시적 규모로 더욱 세분화할 수 있다(Koo et al., 2023B). 중시적 규모의 보행환경은 건물 및 가로수와 같은 다양한 가로 요소들의 상호작용으로 형성된 가로경관의 특징으로 정의되며, 미시적 규모의 보행환경은 중시적 규모의 가로경관을 특징짓는 세밀한 요소로 구분된다(Harvey and Aultman-Hall). 특히, 중시적 규모의 보행환경 특성은 대규모 건설비용과 장기적 계획이 요구되는 거시적 규모의 환경 특성과 달리 도시계획 및 설계적 측면에서 비용 효율적으로 적시에 개선이 가능한 환경 요인이라는 점에서 많은 관심을 받고 있다(Koo et al., 2023A). 따라서, 본 연구는 거시적, 중시적, 그리고 미시적 규모의 보행환경을 측정하여 보행환경의 경제적 파급효과를 확인한다.

선행연구들은 거시적 규모의 보행환경을 확인하기 위해 3Ds 변수를 활용하였다. 다양한 토지이용이 혼합된 지역은 다양한 시설과 서비스로의 접근성을 개선하여 상업시설 주변 보행량을 증가시킬 수 있다(임하나

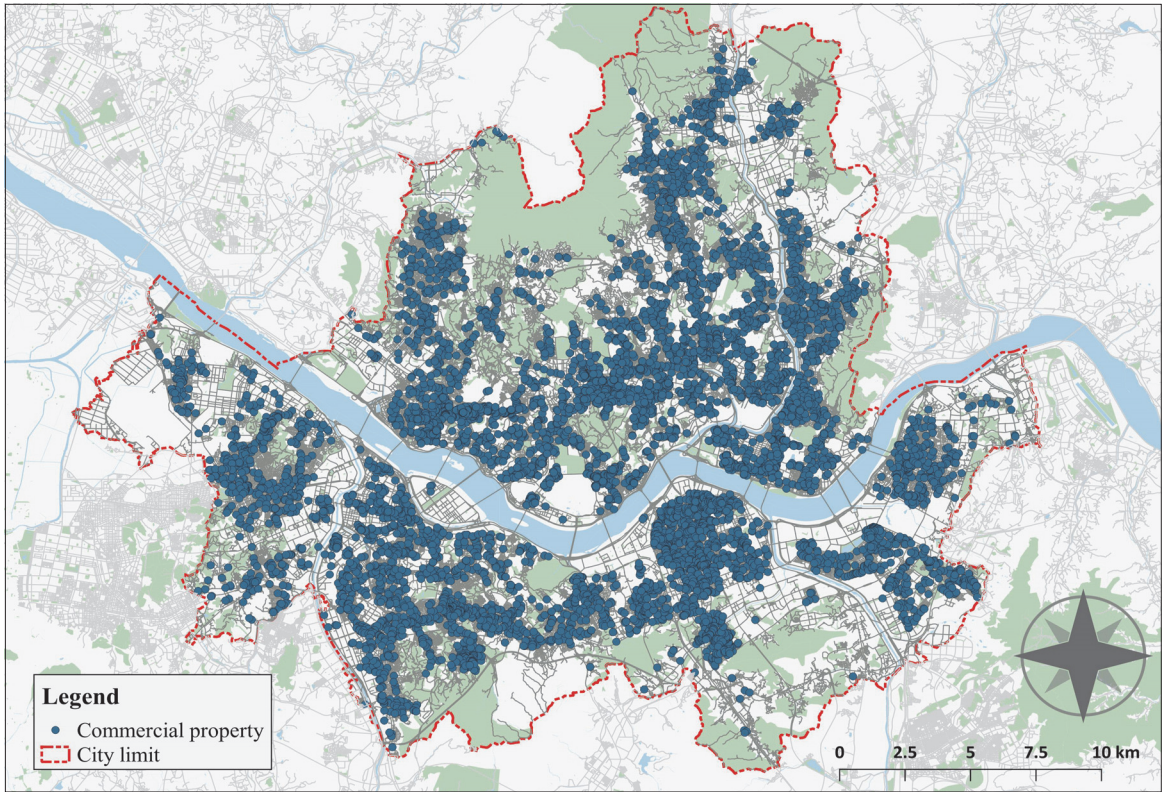
외, 2017; Cervero and Kockelman, 1997; Frank et al., 2005). 지역의 높은 교차로 밀도는 유기적인 가로망과 소규모 블록을 형성하여 보행자의 목적지 접근성을 향상하고, 직선도로의 연장을 방지함으로써 차량 속도를 감소시켜 상업시설로의 안전한 접근을 지원한다(Saelens et al., 2003; Woo and Yu, 2017). 횡단보도 밀도 또한 운전자의 보행자 인식을 강화할 뿐만 아니라 차량 속도를 감소시켜 보행자 안전을 향상하는 중요한 보행환경 요소이다(Dumbaugh et al., 2013; Woo et al., 2019). 도보 범위 내 잘 갖춰진 대중교통 시설은 목적 보행을 유발하고 먼 거리의 서비스와 어메니티 접근을 도와주는 중요한 건조환경 특성으로 부동산 가격과 밀접하게 연관되어 있다(공은영 · 김은정, 2022; 전준형 · 박진아, 2020; D'Orso and Migliore, 2020; Woo et al., 2019).

보행의 즐거움을 제공하는 쾌적하고 안전한 가로환경은 도시 디자인 품질을 반영하는 중요한 요소이다(Ewing and Handy, 2009). 이러한 환경 요소들은 주로 보행자의 시각을 통해 인식되기 때문에 주로 보행자의 시야를 기준으로 정의되고 측정된다(Handy et al., 2002). 이는 대부분의 환경지각이 시각을 통해 이루어지며, 다양한 가로 요소들의 조합으로 형성된 가로경관을 보행자는 눈을 통해 이해하기 때문이다(박수훈 외, 2021, Jeon and Woo, 2023). 하지만, 가로경관의 시각적 요소에 대한 중요성에도 불구하고, 데이터 구득의 한계와 자원 집약적인 방법(예: 설문조사, 전문가 조사)에 따른 어려움으로(Shin and Woo, 2024), 도시와 근린과 같은 넓은 공간적 범위를 대상으로 중시적 규모의 가로환경을 조사하는 데 제약이 있었다. 최근 컴퓨터 비전 기술의 발달과 광범위한 가로 이미지를 제공하는 서비스의 등장은 보행자 눈높이에서 관찰되는 가로 요소를 추정할 기회를 제공한다. 합성곱 신경망(convolutional neural network) 기반의 의미론적 분할(semantic segmentation) 기법은 파노라마 이미지(panorama images)의 개별 요소를 사전 학습된 범주 중 가장 높은 확률을 나타내는 범주로 분류해 줌으로써 광범위한 도시 내 가로 보행환경에 대한 객관적 정보 도출을 지원한다(Koo et al., 2022; Yin and Wang, 2016). 이러한 의미론적 분할을 통해 추정된 시각적 녹지, 개방감, 가로의 보도 비율은 2차원 데이터로 측정된 거시적 규모의 건조환경 측정과 달리, 눈높이에서 관찰되는 중간 규모의 3차원적인 가

로환경을 이해하는 단서를 제공한다(Koo et al., 2022). 시각적 녹지는 파노라마 이미지가 담고 있는 녹지의 형태와 면적을 동시에 반영하는 것으로, 기존 식생지수(Normalized Difference Vegetation Index)와 기하학적 공원 데이터(GIS 데이터)로는 추정할 수 없는 다양한 형태의 녹지(예: 가로수, 벽면녹화)를 면밀하게 추정할 수 있다(Shin and Woo, 2024). 또한, 시각적 녹지는 보행자가 가로를 편안하고 쾌적하게 인식하는 데 긍정적인 연관성이 있으며 매력적인 가로환경을 구성하는 필수 요소이다(Yin and Wang, 2016; Zhou et al., 2019). 가로의 보도 비율은 보행자 통로 시스템(pedestrian walkway system)의 품질과 관련되어 있으며, 이러한 가로 환경에서 보행자들은 안전하고 편안한 보행을 경험할 수 있다(Alfonzo, 2005; Koo et al., 2022). 개방감이 높은 가로에서 보행자는 가로 경관을 시각적으로 더 인식할 수 있지만, 가로의 편안함과 관련된 위요감(enclosure)과 상충적인 관계를 형성할 수 있다. 즉, 너무 높은 개방감은 가로경관의 위요감 형성을 저해하여 보행량을 줄일 수 있으며(Ewing and Handy, 2009), 그 결과 상업용 부동산 가치를 감소시킬 수 있다(임하나 외, 2016; Shin and Woo, 2024). 본 연구는 GSV 이미지와 딥러닝 기반의 의미론적 분할 기법을 사용하여 시각적 녹지, 개방감, 보도 비율을 추정하고, 추정된 지표를 활용하여 중시적 규모의 가로 보행환경 특성을 파악한다.

미시적 관점에서 건물 1층 용도는 거시적 및 중시적 규모의 보행환경 특성과 함께 보행을 촉진하는 중요한 요소이다. 특히, 1층 공간은 도시와 건물이 접촉하는 지점이기 때문에, 어떠한 용도가 1층에 입점하고 있는지에 따라 유동인구와 상업용 건물의 수익은 달라질 수 있다(최막중 · 신선미, 2001; Gehl et al., 2006). 이는 보행자가 1층 공간에서 접하는 다양한 시각, 후각, 그리고 청각적 자극을 통해 가로환경을 직접적으로 체험하며, 이러한 체험이 중시적 규모의 가로경관에 대한 보행자의 기억과 인식을 강화할 수 있기 때문이다(Gehl, 2013). 즉, 다양하고 흥미로운 자극을 유발하는 용도로 1층 공간을 구성할수록, 보행자는 주변 건조환경을 매력적이고 풍부하게 인식할 수 있다(Gehl, 2013). 이러한 맥락에서, 1층에 입점한 식당과 카페는 보행자의 시각과 후각을 자극하여 잠재적인 소비를 유도하는 효과적인 1층 공간 활용의 예이다(Kotler, 1973). 또한, 건물 1층에 위치한 식당과 카페

<그림 1> 서울시 상업용 부동산의 공간적 분포



는 만남과 대화 등의 사회적 상호작용을 촉진하는 새로운 사회적 공간으로 인식되고 있다(Gehl, 2013).

보행환경의 가격효과를 확인한 선행연구들은 주로 접근성 기반의 거시적 보행환경에 초점을 맞춘 반면, 중시적 규모의 가로경관과 미시적 규모의 1층 용도에 대해서는 충분한 관심을 기울이지 않았다. 또한, 머신러닝과 딥러닝을 활용한 최근 연구들은 가로 보행환경이 주택 가격에 미치는 경제적 파급효과를 실증하고 있지만(Qiu et al., 2022; Wu et al., 2022), 가로환경의 질이 더욱 중요할 수 있는 상업용 부동산에는 거의 관심을 보이지 않고 있다. 선택적 활동(예: 여가, 사교, 레크레이션 활동)과 보행환경과의 긍정적 관계를 고려할 때 (Gehl, 2013), 가로 보행환경이 상업용 부동산 가치에 미치는 영향을 파악하는 것은 환경개선을 통해 경제적 이익을 극대화하기 위한 세부 전략을 개발하는데 필수적이다(신형섭, 2022). 따라서, 본 연구는 거시적 규모의 환경뿐만 아니라, 중시적 및 미시적 규모의 보행환경이 주변 상업용 부동산 가격에 미치는 효과를 면밀하게 조사하여 연구의 범위를 확장한다.

III. 연구 방법

1. 연구의 범위

보행환경과 상업용 부동산 가격과의 실증적으로 분석하기 위해 본 연구는 대한민국의 수도이자 국민의 20%인 약 1,000만 인구가 거주하고 있는 서울을 공간적 범위로 설정하였다(통계청, 2019). 국내 상업용 부동산 거래량은 2006년부터 2021년까지 지속적으로 증가하고 있으며, 특히 서울의 상업용 부동산 거래액은 2020년 아시아·태평양지역에서 가장 높은 순위를 기록하였다(Real Capital Analytics, 2021). 또한, 상업용 부동산 거래시장의 호황이 서울의 세액 증가로 이어지면서, 상권 활성화와 함께 상업용 부동산의 체계적 관리를 위한 정책 개발과 특화된 예측 모형의 개발이 서울시의 주요 의제가 되고 있다.

2. 연구의 데이터 및 측정

본 연구의 종속변수는 서울시 내 상업용 부동산의

<표 1> 변수 설명 및 기초통계

변수	측정 방법	평균	표준편차	최솟값	최댓값
종속변수					
실거래 가격	Ln(상업용 부동산 실거래 가격: 일백만원)	7.76	0.97	3.45	11.86
구조적 특성					
연면적	상업용 부동산의 연면적(㎡)	642.47	825.50	3.98	9530.17
대지면적	상업용 부동산의 대지면적(㎡)	270.32	270.05	3.98	6118
건축물 경과년도	건축물 경과년도	30.50	14.93	0	119
주차대수	상업용 부동산의 주차 가능 대수	2.78	6.37	0	154
승강기	상업용 부동산의 승강기 설치 여부(1: 예; 0: 아니오)	0.14	0.35	0	1
건축물 구조	철골철근콘크리트 구조(1: 예; 0: 아니오)	0.01	0.07	0	1
	철골콘크리트/철근콘크리트 구조(1: 예; 0: 아니오)	0.73	0.44	0	1
	벽돌/조적 구조(1: 예; 0: 아니오)	0.19	0.39	0	1
	기타 구조(1: 예; 0: 아니오)	0.07	0.26	0	1
건축물 주용도	제1종 근린생활시설(1: 예; 0: 아니오)	0.46	0.50	0	1
	제2종 근린생활시설(1: 예; 0: 아니오)	0.47	0.50	0	1
	업무시설(1: 예; 0: 아니오)	0.04	0.20	0	1
	숙박시설(1: 예; 0: 아니오)	0.04	0.19	0	1
보행환경 특성					
<i>거시적 보행환경</i>					
횡단보도 밀도	400m 버퍼 내 횡단보도 수 / 가로 길이 합(개/km)	15.79	16.62	0.00	798.78
교차로 밀도	400m 버퍼 내 교차로 수 / 가로 길이 합(개/km)	3.93	1.57	0.00	9.11
지하철역 밀도	400m 버퍼 내 지하철역 출입구 수 / 가로 길이 합(개/km)	0.95	1.55	0.00	41.42
버스정류장 밀도	400m 버퍼 버스정류장 수 / 가로 길이 합(개/km)	4.94	18.44	0.00	1075.29
토지이용혼합(LUM)	주거, 상업, 공업, 그리고 녹지 지역에 대한 Entropy Index*	0.69	0.17	0.08	1.00
주거지역 밀도	400m 버퍼 내 주거지역 면적 / 버퍼 면적 × 100 (㎡)	78.35	25.80	0.00	100
상업지역 밀도	400m 버퍼 내 상업지역 면적 / 버퍼 면적 × 100 (㎡)	11.31	19.55	0.00	99.95
공업지역 밀도	400m 버퍼 내 공업지역 면적 / 버퍼 면적 × 100 (㎡)	4.37	15.97	0.00	100.00
녹지지역 밀도	400m 버퍼 내 녹지지역 면적 / 버퍼 면적 × 100 (㎡)	3.97	10.55	0.00	100.00
<i>중시적 가로환경</i>					
시각적 녹지	이미지 내 녹지 픽셀 수 / 전체 픽셀 수 × 100	6.24	3.14	1.32	34.80
옥외 개방감	이미지 내 하늘 픽셀 수 / 전체 픽셀 수 × 100	20.60	2.85	12.24	37.34
가로 보도율	이미지 내 보도 픽셀 수 / (보도 + 도로) 픽셀 수 × 100	12.40	1.62	4.66	21.89
<i>미시적 가로환경</i>					
음식점	상업용 부동산 1층 용도 음식점 입점 여부(1: 예, 0: 아니오)	0.18	0.38	0	1
카페	상업용 부동산 1층 용도 카페 입점 여부(1: 예, 0: 아니오)	0.03	0.17	0	1
입지적 특성					
접면도로 조건	광로(1: 예; 0: 아니오)	0.20	0.40	0	1
	중로(1: 예; 0: 아니오)	0.18	0.38	0	1
	소로(1: 예; 0: 아니오)	0.25	0.43	0	1
	차량통행가능 세로(1: 예; 0: 아니오)	0.33	0.47	0	1
	차량통행 불가 세로(1: 예; 0: 아니오)	0.04	0.20	0	1
접면도로 각지 여부	1: 각지, 0: 그 외	0.41	0.49	0	1
공원 접근성	공원 경계선까지의 최소 거리(km)	0.29	0.18	2.00e-03	1.07
도심 접근성	CBD, YBD, GBD 경계선까지의 최소 거리(km)	2.79	2.38	0.00	11.20
거래 특성 및 지역 특성					
거래 특성(년도)	2017년 거래(1: 예; 0: 아니오)	0.37	0.48	0	1
	2018년 거래(1: 예; 0: 아니오)	0.34	0.47	0	1
	2019년 거래(1: 예; 0: 아니오)	0.29	0.46	0	1
거래 특성(분기)	1분기(1-3월)	0.23	0.42	0	1
	2분기(4-6월)	0.28	0.45	0	1
	3분기(7-9월)	0.26	0.44	0	1
	4분기(10-12월)	0.23	0.42	0	1
자치구 특성	서울시 25개 자치구의 더미변수			Included	
위치 특성	상업용 부동산의 위도와 경도			Included	

* Entropy Index = $-\sum_{k=1}^n P_k \ln(P_k) / \ln(n)$; P_k : 400m 버퍼 내 각 토지이용의 비율; n : 400m 버퍼 내 토지이용 수

실거래 가격이다. 실거래 가격 데이터는 (주)밸류업시스템즈(www.valueupmap.com)와의 산학협약을 통해 구독하였다(Valuemap, 2022). 2020년부터 시작된 COVID-19로 인해 재택근무가 정착되면서 소매 및 업무시설과 같은 상업용 부동산 시장의 수요는 전 세계적으로 급감하였다(최진도 외, 2022). 이러한 상업용 부동산의 이용행태 및 수요 변화는 상업용 부동산 가격 추정의 정확성에 영향을 줄 수 있다. 따라서, COVID-19로 인한 상업용 부동산 가격파급 효과의 불확실성을 배제하기 위해, 본 연구는 2017년부터 2019년까지 발생한 8,020건의 상업용 부동산 거래 가격을 연구의 데이터로 사용하였다. <그림 1>은 본 연구에 사용하는 상업용 부동산의 공간적 분포이다. 또한, 본 연구는 부동산 하부시장에 따른 보행환경이 미치는 영향 차이를 실증적으로 분석하기 위해, 생활인구 밀도를 사용하여 하부시장을 설정하였다. 지역의 면적 대비 생활인구 수로 생활인구 밀도를 측정하였으며, 서울의 평균 생활인구 밀도를 기준으로 고밀과 저밀로 구분한 하부시장을 설정하였다. 전체 8,020개의 상업용 부동산 중 4,924개(61.4%)가 고밀 하부시장에 3,096개(38.6%)가 저밀 하부시장에 포함되어 있다.

부동산 가격 추정에 관한 선행연구들의 면밀한 검토를 통해, 본 연구는 상업용 부동산 가격의 주요 결정요인인 구조적, 위치적, 그리고 환경적 특성을 <표 1>과 같이 구축하였다. 상업용 부동산의 구조적 특성은 (주)밸류업시스템즈를 통해 수집하였으며, 연면적, 경과년도, 주차대수, 승강기 여부, 건축물 구조 특성, 각각의 건축물 주용도를 변수로 포함하였다. 위치적 특성의 경우 접면도로 조건(예: 광로, 중로, 세로, 그리고 소로)과 각지 여부는 건축물대장과 국가교통데이터베이스(KTDB)의 도로망 데이터를 활용하여 구축하였으며, 공원 및 도심까지 최소 거리는 도로명 주소 데이터와 서울 열린데이터광장의 생활권계획 데이터를 활용하여 변수화하였다.

본 연구는 보행환경의 파급효과를 구체적으로 파악하기 위해 거시적, 중시적, 그리고 미시적 규모의 환경 특성을 변수로 사용하였다. 일반적으로 도보 10분 거리로 간주되는 400m 거리를 고려하여(Sohn et al., 2012; Woo et al., 2019), 본 연구는 400m 반경의 유클리드 버퍼를 적용하여 다양한 규모의 보행환경 특성을 측정하였다. 거시적 규모의 보행환경은 서울 열린데이터광장과 KTDB의 데이터를 사용하여 측정한

횡단보도 밀도, 교차로 밀도, 지하철역 밀도, 버스정류장 밀도, 토지이용혼합, 그리고 토지이용현황(예: 주거, 상업, 공업, 그리고 녹지)을 포함하였다.

중시적 규모의 보행환경 특성은 딥러닝 기반의 의미론적 분할기법을 활용하여 추정하였다. 보행자가 경험하는 연속적인 가로경관을 고려하여(Jeon and Woo, 2023), 서울시 내 모든 가로를 따라 20m 간격의 포인트를 생성하였다. 생성된 지점의 위치 정보를 GSV API에 입력하고 피치(pitch)각을 0°로 설정하여 2009년부터 2021년까지의 파노라마 이미지 318,491장을 수집하였다. 파노라마 이미지의 피치각(pitch angle)과 관련하여, GSV를 활용한 연구들은 피치각 0°의 가로 이미지가 눈높이에서 인식하는 가로경관과 유사한 이미지임을 밝히고 있다(Qiu et al., 2022; Tang and Long, 2019). 따라서, 본 연구는 보행자의 눈높이에서 인식되는 가로경관을 측정하기 위해 피치 각도를 0도로 설정하였다. 전체 파노라마 이미지 중 연구의 시간 범위인 2017-2019년과 인접한 시기(2015-2021년)에 촬영된 이미지 296,943장을 우선 분류하였다. 또한, 가로 보행환경과의 관련성이 적은 지점(예, 실내, 자동차 전용도로)과 계절 변화에 따른 녹지 차이를 보정하기 위해 겨울철인 12월, 1월, 그리고 2월에 촬영된 이미지를 추가로 제거하였다. 분류된 296,943장 중 서울시 상업용 부동산을 중심으로 생성된 400m 버퍼 내 3월부터 11월까지 촬영된 파노라마 이미지 276,491개를 사용하여 가로 수준의 중시적 보행환경을 추정하였다.

GSV의 360° 파노라마 이미지는 분류 과정의 정확성에 영향을 줄 수 있는 왜곡이 발생한다. 이러한 왜곡은 사진의 주변 부분에 주로 집중적으로 나타나지만, 영상의 중심부에서는 거의 발생하지 않는 경향을 보인다(Jeon and Woo; Yin and Wang, 2016). 따라서, 본 연구는 왜곡이 많이 발생하는 이미지의 상부와 하부, 그리고 양 측면 부분을 선행연구를 기반으로 <그림 2>와 같은 기준을 통해 제거하였다.

전처리 과정을 거친 약 28만 장의 GSV 이미지는 의미론적 분할에서 우수한 성능을 보이는 DeepLabV3+ 모델을 사용하여 분석되었다(Chen et al., 2017; Chen et al., 2018). 특히, 본 연구의 DeepLabV3+ 모델은 19개의 가로환경 요소(<그림 3> 참조)에 대해 주석 처리된 Cityscapes 데이터로 훈련되었으며, 검증데이터를 사용한 모형의 정확도는 약 81.7%를 보여 주었다.

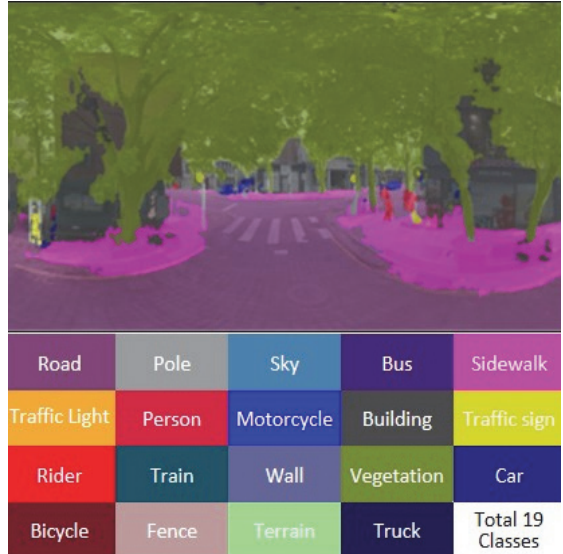
<그림 2> 파노라마 이미지의 Crop 기준



각각의 파노라마 이미지는 의미론적 분할을 통해 19개의 가로환경 요소에 대한 픽셀의 수가 계산되며, 본 연구는 분석된 요소 가운데 가로 녹지, 개방감, 그리고 보도 비율과 관련된 요소를 선정하여 세 가지 지표를 계산하였다(<표 2참조>). 각각의 이미지에 대해 가로의 녹지는 이미지의 전체 픽셀 대비 녹지 관련 (Vegetation, Terrain) 픽셀 수, 개방감은 전체 픽셀 대비 하늘 픽셀의 비율, 그리고 보도 비율은 도로 및 보도 픽셀 대비 보도 픽셀 수로 측정하였다. 중시적 가로환경 특성은 각 상업용 부동산의 400m 버퍼 내 가로망 지점들의 평균값을 통해 구축되었다.

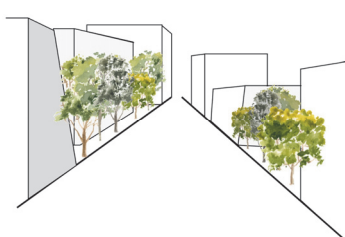

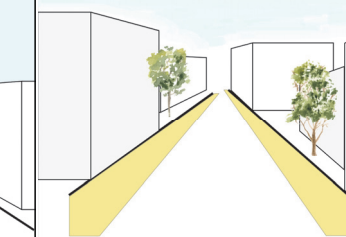
미시적 보행환경 특성은 (주)밸류업시스템스를 통해 구축한 상업용 부동산 데이터를 사용하여 구축하였다. 건물의 1층 용도는 주변 가로를 통행하는 보행자를 유도하는 역할을 수행하며, 상업용 부동산 주변 보행량과 유동인구에 영향을 미칠 수 있다. 따라서, 본 연구는 상업시설 1층에 보행자의 주요 사회적 및 여가활동 공간인 카페와 식당이 입점하고 있는지를 조사하였다.

<그림 3> DeepLabV3+의 의미론적 분할 결과 예시



마지막으로, 본 연구는 각 상업용 부동산이 속한 지역의 관측되지 않은 요인을 통제하기 위해 25개 자치구에 대한 더미변수를 포함하였다. 또한, 인접한 부동산의 공간자기상관성을 고려하여 건축물의 지리학적 좌표를 모형에 투입하여 공간자기 상관을 통제하였다 (Koschinsky, 2009; Woo et al., 2016). 추가적으로, 매매시점 차이에 따른 시간적 이질성을 고려하여 매매시점의 연도와 분기를 더미변수로 모형에 투입하였다.

<표 2> 중시적 수준의 시각적 가로환경 측정

시각적 녹지	옥외 개방감	가로 보도율
		
$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n G_n (i = (1, 2, \dots, n)) \times 100$ $G_n = \text{Vegetation \& Terrain pixel}$	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_n (i = (1, 2, \dots, n)) \times 100$ $S_n = \text{Sky pixel}$	$\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_n (i = (1, 2, \dots, n)) \times 100}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_n (i = (1, 2, \dots, n)) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_n (i = (1, 2, \dots, n))}$ $P_n = \text{Sidewalk pixel}; R_n = \text{Road pixel}$

3. 자동화평가모형과 블랙박스 모형의 해석

최근 공공의 부동산 실거래 데이터가 민간에 개방되면서, 이를 기반으로 부동산 가치 및 시세를 추정하는 모형 개발에 대한 관심이 학계와 실무업계를 중심으로 증가하고 있다. 특히, 정보통신기술과 도시 및 건축 빅데이터를 결합한 프롭테크 분야는 부동산 정보의 새로운 활용 방안과 분석기법을 제안한다는 점에서 많은 주목을 받고 있다(홍정의, 2021). 프롭테크가 활용되는 다양한 분야 중 자동화평가모형은 부동산 가격에 미치는 다양한 위치적, 구조적, 그리고 환경적 특성들의 비모수적 패턴을 머신러닝을 통해 추정함으로써 정확한 결과를 도출하는 것으로 알려져 있다(홍정의, 2021). 이러한 배경에서 주택 실거래 데이터를 사용하여 자동화평가모형을 개발하려는 시도가 학자, 정책입안자, 그리고 실무업계를 중심으로 지속되고 있지만, 상업용 부동산 가격을 추정하는 자동화평가모형 개발에 대해서는 상대적으로 관심이 부족한 실정이다. 따라서, 본 연구는 보행환경의 다차원적 특성이 상업용 부동산 가격에 미치는 영향을 정확하게 예측하기 위해 머신러닝 기반의 자동화평가모형을 개발한다.

부동산 가격 추정을 위한 자동화평가모형들은 주로 배깅(bagging)과 부스팅(boosting) 방식의 앙상블 학습(ensemble learning) 모형을 활용하여 개발된다. 배깅(bagging) 방식은 샘플링된 데이터를 여러 독립적인 모형에 학습시킨 후 전체 모형 결과를 결합하여 최적의 모형을 도출하는 방식으로, Random Forest (RF)가 대표적이다(Breiman, 2001). RF는 일련의 규칙을 통해 데이터를 분류 및 회귀하는 지도학습 모델로 빅데이터 처리와 과적합 문제 해결에 효과적이라는 장점이 있다. 한편, 부스팅 방식은 연결된 여러 모형들의 순차적인 학습을 통해 오차를 보정하여 최적의 결과를 도출하는 방식으로, LGBM(Light Gradient Boosting Machine)과 XGBoost(eXtreme Gradient Boost)가 대표적이다(Chen et al., 2015; Ke et al., 2017). LGBM은 예측 오류를 최소화하여 최적의 예측

값을 도출하는 모델로 학습과 예측에 필요한 시간을 단축하는 데 효과적이다(Ke et al., 2017). XGBoost는 앙상블 학습 모형 중 최근 많은 관심을 받고 있는 모형으로 분류와 회귀 문제에 우수한 성능을 보여주며, 특히 과적합 방지를 위한 규제 기능을 포함하고 있어, 과적합에 따른 편향성 문제를 해결하고 최적 결과 도출이 가능하다는 강점이 있다(Chen et al., 2015).

본 연구는 기존 가격 추정모형에서 광범위하게 활용되고 있는 선형회귀분석(LR)과 RF, LGBM, 그리고 XGBoost의 세 가지 앙상블 모형을 사용하여 보행환경이 상업용 부동산 가격에 미치는 복잡한 메커니즘을 추정한다. 머신러닝의 훈련과 평가를 위해 사용되는 학습 데이터(train set)와 테스트 데이터(test set)는 전체 데이터의 80%와 20%로 설정하였으며, 학습된 모형의 검증에는 학습 데이터의 25%로 설정된 검증 데이터(validation set)를 사용하였다. 또한, 모형의 예측 정확도를 높이기 위해 RF, LGBM, 그리고 XGBoost의 세 가지 앙상블 모형의 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 Random search(무작위 탐색) 알고리즘을 사용하여 최적화하였다. 하이퍼파라미터를 최적화하기 위한 대표적인 알고리즘은 Grid search(그리드 탐색)와 Random search 알고리즘이다(Qual, 2024). Grid Search는 설정한 하이퍼파라미터의 범위 내 모든 가능한 조합을 시도하여 최적의 결과를 제시하지만, 이 방법은 높은 컴퓨터 성능과 많은 시간이 소모된다. 반면에, Random search 알고리즘은 적은 시간을 소모하여 Grid Search의 결과와 동등 또는 더 나은 결과 도출이 가능하다(Bergstra and Bengio, 2012; Qual, 2024). 본 연구는 Random search 알고리즘을 사용하여 자동화평가모형을 최적화하기 위해 하이퍼 파라미터의 범위를 <표 3>과 같이 설정하고 최적화하였다. 과적합에 따른 과대 또는 과소 추정을 방지하기 위해, LGBM 알고리즘에는 lambda_l1을, XGBoost 알고리즘에는 sub_sample과 gamma를 활용하였다. 모형의 성능 평가를 위해 머신러닝 연구에서 성능지표로 활용하고 있는 R-

<표 3> 각 머신러닝 알고리즘에 대한 하이퍼파라미터

하이퍼파라미터 및 설정된 범위	
RF	n_estimators(200, 2000), max_depth(10, 30)
LGBM	n_estimators(200, 2000), max_depth(10, 30), num_leaves(27, 302), bagging_fraction(0.5, 0.9), bagging_freq(3, 31), learning_rate(0.001, 0.5), min_data_in_leaf(300, 650), feature_fraction(0.5, 0.9)
XGBoost	n_estimators(200, 2000), max_depth(10, 30), learning_rate(0.001, 0.3), colsample_bytree(0.4, 1.0), colsample_bylevel(0.4, 1.0), min_child_weight(0.5, 10.0), reg_lambda(0.1, 100.0)

Squared(R^2), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Square Error(RMSE)의 세 가지 성능지표를 활용하여 전체 시장과 고밀과 저밀의 하부시장에 대한 각각의 자동화평가모형을 비교하고, 상업용 부동산 가격 추정을 위한 최적 모형을 선정하였다(Chen et al., 2020).

머신러닝 기반의 자동화평가모형은 일반적으로 전체 추정과정의 해석이 불가능한 ‘블랙박스’ 모형으로 간주된다. 이러한 블랙박스 모형은 본 연구의 목적인 보행 친화적 환경과 상업용 부동산과의 관계를 해석하고 이해하는 것을 제한할 수 있다. 최근, 예측된 모형에 대한 개별 특성의 기여도를 파악하는 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 기법의 등장은 머신러닝의 결과를 해석할 수 있는 기회를 제공한다. SHAP는 전체 데이터의 가능한 조합들에 대한 개별 모형의 결과를 통합하여 모형에 대한 각각의 특성들의 평균적인 기여도를 추정하는 기법이다(Han et al., 2022). SHAP는 모든 표본에 대한 각 특성들의 중요도 순위(feature importance) 및 특성들의 산포도 결과를 출력한다. 중요도 순위 그래프에서 각 특성들의 중요도 순위와 함께 SHAP value의 절댓값을 보여준다. 산포도 그래프에서 각 점은 모형의 표본을 나타내며, X축은 방향을 고려한 SHAP 값의 영향을, Y축은 특성들의 크기를 순서별로 보여준다.

본 연구는 또한 개별 특성이 가격에 미치는 한계효과를 추정할 수 있는 Partial Dependence Plot(PDP)를 사용하여 중요 특성들의 한계효과를 확인한다. PDP는 특정 변수를 제외한 다른 변수를 고정한 후, 특정 변수의 전체 범위에서 나타난 예측값들의 평균적인 변화를 통해 한계효과를 추정하는 기법이다(Apley and Zhu, 2020). 특정 변수에 대한 PDP 곡선의 기울기가 가파르게 나타날 경우, 변수의 기여도가 크다는 것을 의미한다.

IV. 분석 결과

1. 상업용 부동산 전체시장 분석 결과

1) 전체 시장에 미치는 주요 특성의 기여도 결과

본 연구는 LR, RF, LGBM, 그리고 XGBoost의 총 네 가지 머신러닝 알고리즘을 활용하여 상업용 부동산

실거래 가격 추정을 위한 자동화평가모형을 개발하였다. 상업용 부동산 전체시장에 대한 자동화평가모형의 학습에는 전체 8,020개의 상업용 부동산 실거래 가격 데이터 중 4,812개가 학습 데이터로 사용되었으며, 검증 및 테스트를 위한 데이터는 1,604개의 데이터가 각각 투입되었다. 이를 통해 개발된 서울시 상업용 부동산 전체시장에 대한 네 가지 자동화평가모형의 성능평가 결과는 <표 4>와 같다.

네 가지 자동화평가모형의 성능 평가 결과는 XGBoost 모형이 가장 우수한 성능을 보이는 것으로 나타났다($R^2=0.912$; MAPE=2.938; RMSE=0.292). 따라서, 본 연구는 XGBoost 자동화평가모형의 결과를 바탕으로 상업용 부동산 실거래 가격에 상당한 영향을 미치는 주요 특성들과 다양한 규모에서 측정된 보행환경 특성을 중심으로 상업용 부동산의 가격 변화를 확인하였으며, 각 변수의 유의성은 선형회귀분석을 통하여 추가적으로 확인하였다.

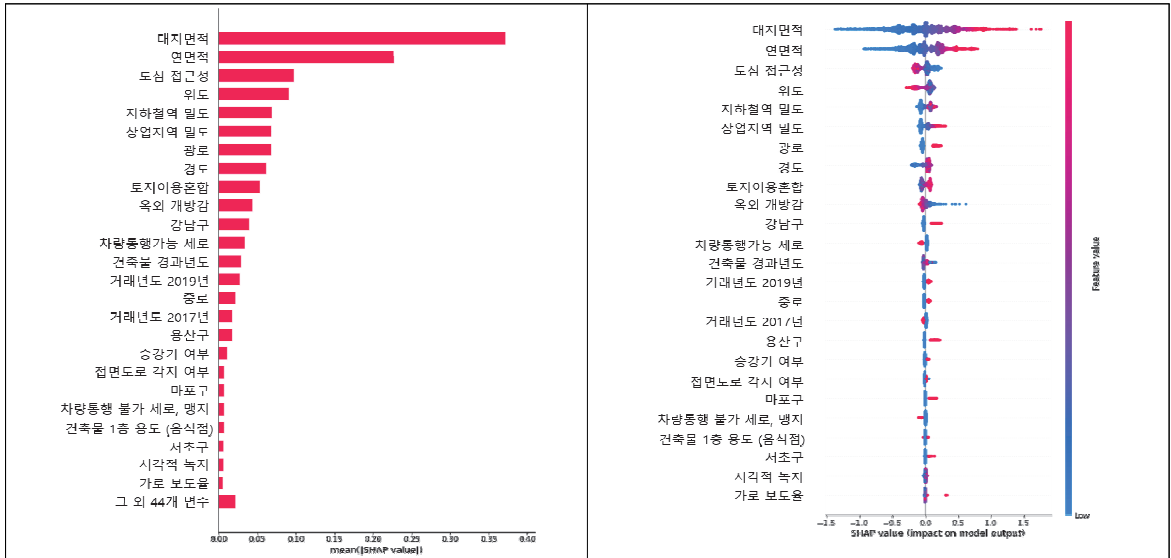
SHAP 기법을 통해 추정된 서울시 상업용 부동산 전체시장에 대한 구조적, 환경적, 그리고 위치적 특성의 영향관계는 <그림 4>와 같다. 구조적 특성을 살펴보면, 대지면적과 연면적은 상업용 부동산 가격에 가장 크게 기여하는 특성임을 보여준다. 산포도 결과 또한 대지면적과 연면적에 대한 표본 분포는 다른 특성들의 분포에 비해 더 넓게 흩어져 있어, 상업용 부동산 가격에 더 많은 영향을 줄 수 있음을 확인할 수 있다. 특히, 지역 수준의 SHAP 결과 중 우측에 위치한 대지면적의 표본들은 상업용 부동산 가격에 상당히 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

도심 접근성과 위도는 상업용 부동산 가격에 영향을 미치는 중요한 입지적 특성으로 나타났다. 산포도 결과는 도심과의 낮은 접근성이 상업용 부동산 가격에 부정적인 영향을 미칠 수 있음을 보여준다. 위도의 경우, 위도가 낮을수록 상업용 부동산에 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났다. 반면 경도의 경우 값이 낮아질수록 상업용 부동산 가격에 부정적인 영향을 주는 것으로 나타났다. 즉, 서울의 남쪽 또는 동쪽에 위치한

<표 4> 상업용 부동산 전체시장의 성능평가 결과

	R^2	MAPE	RMSE
LR	0.777	4.724	0.464
RF	0.893	3.226	0.322
LGBM	0.861	3.642	0.367
XGBoost	0.912	2.938	0.292

<그림 4> 전체 시장에 대한 전역(좌) 및 지역(우) 수준의 SHAP 결과



상업용 부동산일수록 가격이 높아지는 경향이 있다. 도로특성은 상업용 부동산의 가격 추정을 위해 추가적으로 고려해야 하는 중요한 위치적 특성으로 나타났다. 우측 광로의 산포도 결과는 광로일수록 상업용 부동산 가격과 긍정적인 경향이 있음을 보여준다. 차량통행이 원활하고 폭이 넓은 중로 또한 가격에 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났지만 도로 폭이 좁은 세로의 경우 차량통행이 가능하더라도 가격에 부정적인 영향을 주는 것으로 나타났다.

2) 전체 시장에 미치는 보행환경 특성의 결과

다양한 규모의 보행환경 특성 또한 주변 상업용 부동산 가격에 영향을 미치는 중요한 결정요인으로 나타났다. 거시적 규모의 보행환경 특성을 살펴보면, 지하철역 밀도, 상업지역 밀도, 그리고 토지이용혼합이 중요도가 높은 특성으로 나타났다. 산포도 결과는 지하철역 밀도, 상업지역 밀도, 그리고 토지이용혼합과 상업용 부동산 가격과의 긍정적인 상관관계를 보인다. 상업지역 밀도의 평균적인 기여도는 지하철역 밀도에 비해 적은 것으로 나타났지만, 상업지역 밀도가 매우 높은 일부 표본에서는 지하철역 밀도보다 가격에 미치는 기여도가 더 높을 수 있음을 보여주었다. 중시적 규모의 가로환경 특성을 살펴보면, 옥외 개방감은 가로환경 특성 중 상업용 부동산 가격에 가장 큰 영향을 미치는 요인으로 나타났으며, 시각적 녹지 및 가로 보도율 또한 상위 25위 내 중요도를 보이는 것으로 나타

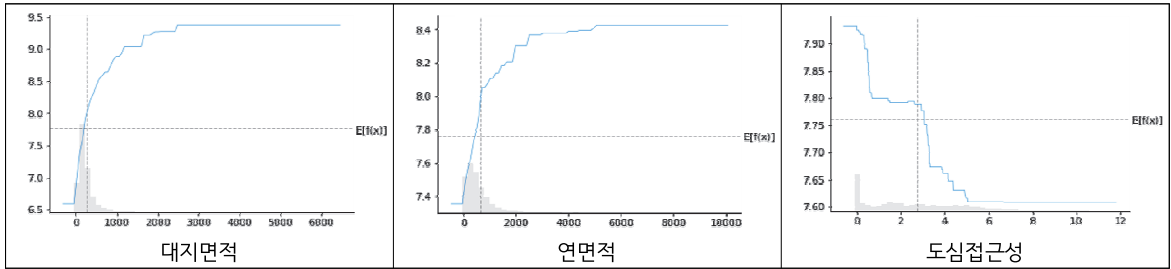
났다. 특히, 옥외 개방감이 매우 높은 지역의 위치한 상업용 부동산의 가격은 옥외 개방감이 낮은 지역의 부동산에 비해 가격이 더 낮을 수 있다. 건축물 1층 용도를 통해 측정된 미시적 보행환경 특성에서는 1층에 음식점이 입점하고 있는 상업용 건축물일수록 가격이 증가하는 경향을 보였다.

3) 주요특성들의 한계 효과

중요도 순위 및 산포도 결과는 상업용 부동산 가격에 미치는 특정 변수들의 영향관계를 직관적으로 이해하는 데 도움을 주지만, 일부 변수들의 복잡한 메커니즘을 이해하는 데 제한적인 정보를 제공한다. 따라서, 본 연구는 중요도 순위가 가장 높은 구조적 및 위치적 특성과 본 연구의 주요 목적인 중시적 규모의 가로환경 특성들이 상업용 부동산 가격에 미치는 효과를 구체적으로 확인하기 위해 PDP를 사용하여 추가분석을 수행하였다.

<그림 5>는 중요도가 높게 나타난 상위 3개 특성에 대한 PDP 결과이다. 대지면적과 연면적은 급격한 기울기를 변화를 보이고 있으며, 해당 변수가 상업용 부동산 가격에 상당히 긍정적인 기여를 하고 있음을 보여주고 있다. 반면, 도심 접근성의 PDP 결과는 거리가 증가할수록 상업용 부동산 가격이 감소하는 경향을 보이고 있으며, 특정 거리(약 400m, 2.78km)를 기준으로 급격히 감소함을 보여주고 있다. 이러한 거리가 보행 또는 자전거 통행의 10분 거리로 간주된다는 점을

<그림 5> 상업용 부동산 가격에 대한 주요 특성들의 PDP 결과



고려할 때(김숙희 외, 2019; Woo et al., 2019), 활동적 교통을 통한 도심으로의 접근이 어려운 지역에 입지한 상업용 부동산 가격은 구조적, 환경적 특성이 동일한 상업용 부동산에 비해 가격이 낮을 수 있다.

4) 가로 보행환경의 한계 효과

의미론적 분할기법을 사용하여 추정한 중시적 규모의 가로보행환경 특성의 PDP 결과(<그림 6>)를 살펴보면, 옥외 개방감은 상업용 부동산 가격과 부정적인 연관성을 보이고 있다. 옥외 개방감이 약 13%에서 15%, 그리고 16%에서 21%로 증가함에 따라 부동산

가격은 급격하게 감소하는 것을 보여준다. 시각적 녹지에 대한 PDP 결과는 시각적 녹지와 상업용 부동산 가격과의 긍정적인 연관성을 보여준다. 시각적 녹지의 비율이 4.5% 이하에서는 가격에 거의 영향을 미치지 않지만, 4.5%에서 7%, 16%에서 17.3%로 증가하는 지점에서 가격이 급격히 증가하는 경향을 보이고 있다. 가로 보도를 또한 상업용 부동산 가격과 정의 관계를 보이지만 이러한 효과는 가로 보도 비율이 15.5%에서 19%까지의 범위에서 나타나며, 19%를 초과하는 경우에는 상업용 부동산 가격 증가에 더 이상 기여하지 않는 것으로 나타났다.

<그림 6> 중시적 규모의 PDP 결과와 상업용 부동산의 예



2. 상업용 부동산 하부시장에 대한 분석결과

1) 하부시장에 미치는 주요 특성의 기여도

<표 5>는 생활인구 밀도를 기준으로 고밀(4,924건)과 저밀(3,096건)로 구분한 상업용 부동산 하부시장에 대한 네 가지 자동화평가모형의 성능평가 결과이다. 하부시장에 대한 자동화평가모델의 세 가지 평가지표에 대한 결과 또한 전체 시장과 동일하게 XGBoost 기반의 평가모형이 가장 우수한 예측력을 보여준다. 따라서, 각각의 하부시장별 구조적, 입지적, 그리고 환경적 특성이 상업용 부동산 가격에 미치는 영향 또한 XGBoost의 결과를 바탕으로 분석한다.

<표 5> 상업용 부동산 하부시장의 성능평가 결과

	R^2		MAPE		RMSE	
	고밀	저밀	고밀	저밀	고밀	저밀
LR	0.742	0.705	4.586	4.924	0.492	0.482
RF	0.850	0.855	3.537	3.324	0.376	0.339
LGBM	0.796	0.728	4.218	4.682	0.437	0.463
XGBoost	0.886	0.886	3.072	2.971	0.327	0.300

<그림 7>은 생활인구 밀도로 구분한 상업용 부동산 하부시장의 SHAP 결과이다. 하부시장의 SHAP 결과는 고밀 지역과 저밀 지역에서 상업용 부동산 가격에 미치는 주요 특성들의 중요도와 산포도 결과가 차이가 있음을 보여준다.

구조적 특성의 하부시장별 중요도 결과에서 대지면적과 연면적은 전체 시장의 결과와 일관된 결과를 보여준다. 고밀 시장과 저밀 시장 모두에서 대지면적과 연면적은 상업용 부동산 가격을 결정하는 가장 중요한 요인으로 나타났다. 산포도 결과는 고밀 지역에 포함 된 상업용 부동산의 대지면적이 평균적으로 가격에 더 크게 기여하는 것을 보여주지만, 일부 저밀 지역에 위치한 상업용 부동산의 경우 대지면적의 기여도가 고밀 지역보다 높게 나타났다.

입지적 특성을 살펴보면, 도심 접근성 또한 전체 시장의 결과와 동일한 중요한 입지적 특성으로 나타났다. 공원 접근성은 고밀도 시장과 달리 저밀도 시장에 위치한 상업용 부동산 가격에 상대적으로 중요도가 높은 특성으로 나타났다.

2) 하부시장별 보행환경의 기여도

보행환경 특성 또한 하부시장에 따라 상업용 부동산 가격에 미치는 영향에 차이를 보였다. 거시적 규모의 보행환경 특성을 살펴보면, 지하철역 밀도는 고밀 하부시장에서 상업용 부동산 가격에 미치는 거시적 특성 중 가장 중요도가 높은 보행환경 특성으로 나타났다. 반면에, 저밀 하부시장에서는 상업지역 밀도가 가장 중요한 거시적 환경특성으로 나타났으며, 지하철역 밀도는 다음으로 중요한 요소로 나타났다. 즉, 생활인구 밀도가 낮은 지역의 상업용 부동산은 주변 지역의 토지이용이 상업용일수록 가격이 상승하는 경향이 있다. 토지이용혼합의 결과는 저밀도 시장에서 혼합도가 증가할수록 가격이 증가하는 경향을 보이지만, 고밀도 시장에서는 토지이용혼합이 낮은 지역의 일부 표본에서도 가격이 증가하는 경향이 나타났다. 즉, 고밀 시장과 저밀 시장의 상업용 부동산의 가격은 주변 지역의 토지이용혼합이 증가할수록 증가하는 경향을 보이지만, 일부 고밀 시장의 경우 단일 토지이용인 경우에도 가격이 증가하는 경향이 나타난다. 횡단보도 밀도는 고밀도 지역에서 중요도가 높게 관측되었지만, 저밀도 지역에서는 중요도가 상대적으로 낮게 나타났다.

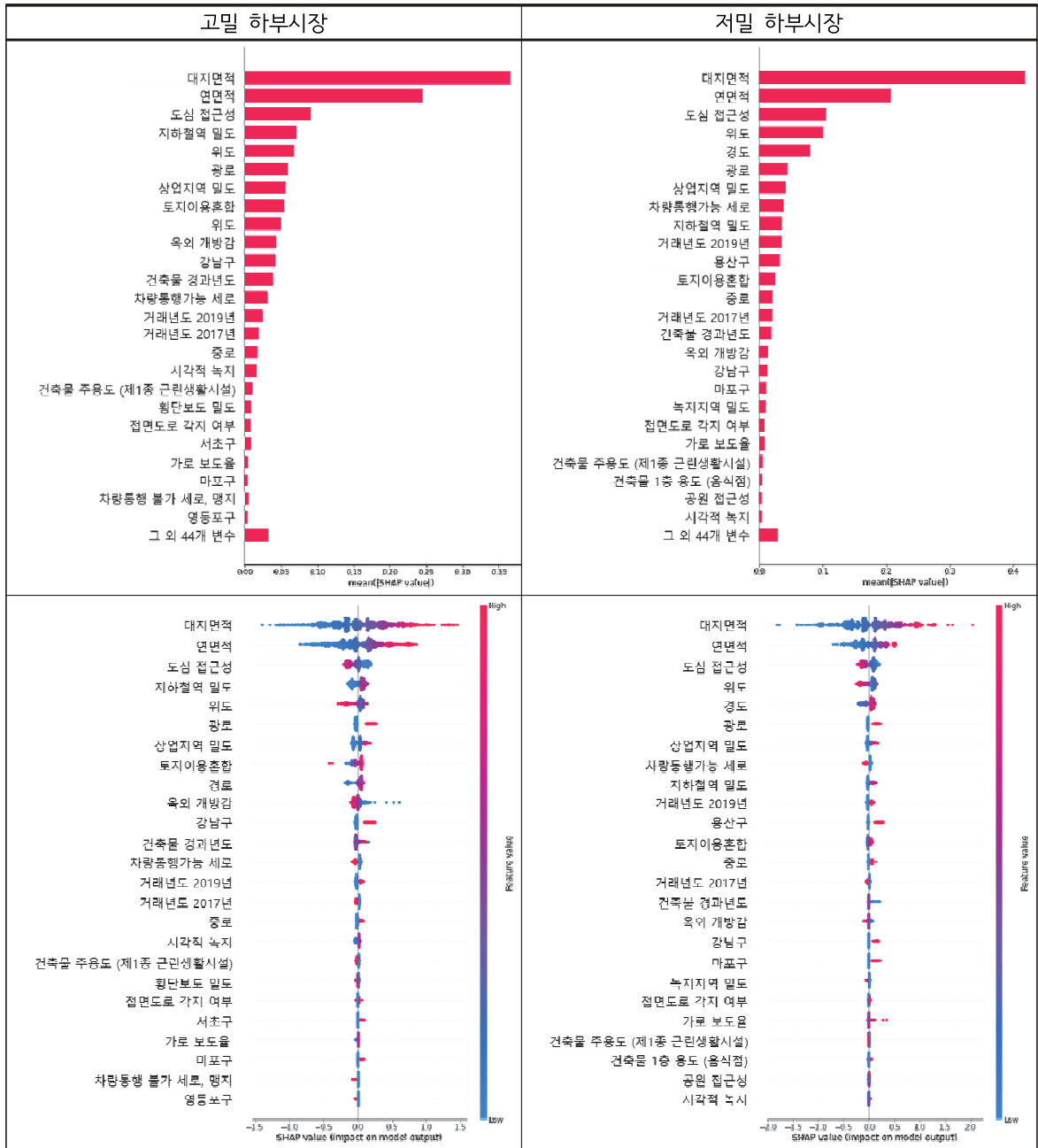
중시적 규모의 가로환경특성을 살펴보면, 옥외개방감과 시각적 녹지는 고밀도 지역에서 더욱 중요한 요인으로 나타났으며, 가로 보도율은 저밀도 지역에서 중요도가 높은 특성으로 나타났다. 산포도 결과 또한 저밀 지역에서 가격과의 상당한 양의 관계를 보였지만, 고밀 지역에서는 낮은 영향력을 보여주었다. 마지막으로 미시적 규모의 보행환경 특성은 저밀 지역에서 중요한 요인으로 나타났으며, 상업용 부동산의 1층 용도가 음식점일수록 상업용 부동산 가격이 증가하는 경향을 보였다.

3) 하부시장별 중시적 보행환경의 한계효과

본 연구는 하부시장별 중요도 및 산포도 결과에서 차이를 보인 다양한 특성 중 중시적 보행환경 특성인 옥외 개방감, 시각적 녹지, 그리고 가로 보도율에 초점을 맞춰 한계효과를 확인하였다.

중시적 보행환경의 한계효과는 <그림 8>과 같다. 옥외 개방감을 살펴보면, 고밀도 시장은 옥외 개방감이 15% 이하인 범위에서 급격한 기울기 변화를 보이고 있지만, 저밀도 시장은 19% 이상인 범위에서 급격한 기울기 변화를 보여주고 있다. 효과의 크기 또한

<그림 7> 하부 시장에 대한 중요도(상) 및 산포도(하) 결과



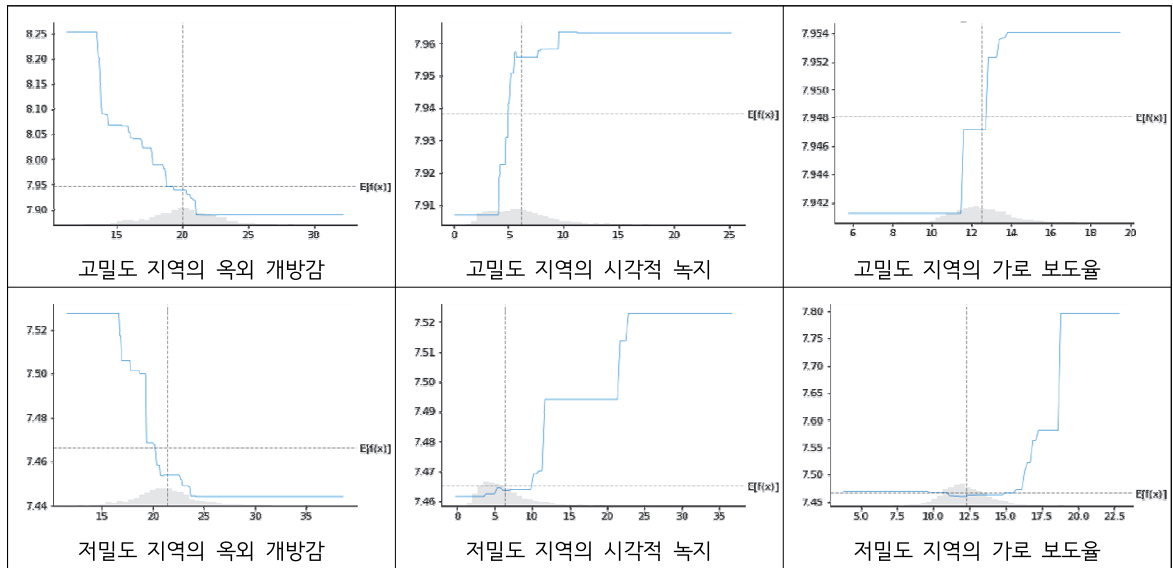
고밀 시장의 가격은 저밀 시장에 비해 약 5배 더 큰 변화를 보이는 것으로 나타났다. 즉, 고밀도 시장의 상업용 부동산은 저밀도 시장보다 옥외 개방감에 더욱 민감하게 가격이 반응하는 경향이 있으며, 가격의 변동 폭 또한 더욱 크게 나타났다.

한계 효과의 크기 측면에서, 시각적 녹지의 결과는 생활인구 고밀 지역과 저밀 지역 모두에서 큰 차이를

보이고 있지는 않지만, 민감도 측면에서는 고밀도 지역이 저밀도 지역에 비해 더욱 민감한 것으로 나타났다. 저밀도 지역을 살펴보면, 시각적 녹지가 10% 이상에서 가격의 급격한 상승을 보이고 있지만, 고밀도 지역에서는 4.5%-6% 사이 범위에서 상업용 부동산 가격이 급격하게 증가한 것을 확인할 수 있다.

가로 보도율은 저밀도 지역에서 더 큰 한계효과를

<그림 8> 하부시장별 중시적 가로환경 특성들의 PDP 결과 차이



보이는 중시적 규모의 가로환경 특성으로 나타났다. 민감도 측면에서 고밀도 지역의 가로 보도율은 더 낮은 비율에서 가격에 긍정적인 효과를 주는 것으로 나타났다지만, 효과의 크기는 저밀도 지역에 비해 약 3분의 1 수준으로 나타났다. 즉, 저밀도 지역의 포장된 보행로는 상업용 부동산 가격에 더욱 영향을 미칠 수 있다.

V. 결론

본 연구는 상업용 부동산 주변 보행환경이 가격에 미치는 영향을 다양한 공간 빅데이터를 사용하여 실증적으로 분석하였다. 또한, 기존 헤도닉 가격 추정모형을 통해 실증된 구조적 및 입지적 특성을 포함하여 다양한 규모에서 측정된 보행환경의 효과를 구체적으로 확인하였다. 다양한 규모의 보행환경 특성을 면밀히 조사하기 위해 본 연구는 3Ds 기반의 거시적, 딥러닝 기반의 의미론적 분할기법으로 측정한 중시적, 그리고 건축물 1층 용도의 미시적 규모의 보행환경을 측정하였다. 또한, 프롭테크를 활용한 머신러닝 알고리즘 기반 자동화평가모형을 개발하고 해석 가능한 머신러닝 알고리즘을 활용하여 다양한 규모의 보행환경 특성들이 상업용 부동산 가격에 미치는 영향을 파악하였다. 특히, XGBoost 알고리즘의 평가모형은 LR, RF, LGBM 알고리즘보다 더 높은 설명력과 정확성으로 가

격추정 결과를 도출할 수 있음을 확인하였다.

거시적 수준의 보행환경 측면에서, 본 연구의 결과는 지하철역 밀도가 주변 상업용 부동산 가격 형성에 높은 기여도를 보이며 긍정적인 효과를 주는 것을 보여주었다. 높은 지하철역 밀도는 개인의 차량 통행을 감소시키고 상업용 부동산에 대한 잠재적인 고객인 보행자의 접근성을 향상시켜, 상업용 부동산의 가격을 상승시키는 결정요인이다(김형근·신종철, 2014). 토지이용혼합 또한 높은 중요도와 긍정적인 영향관계를 보여주는 보행환경 특성이다. 높은 토지이용혼합은 다양한 시설로의 접근 용이성을 나타내며, 이러한 지역은 다양한 목적을 가진 방문자들의 도보 접근을 유도하여 도시 활력 증진에 기여한다(Frank et al., 2005). 따라서, 토지이용이 다양한 용도로 혼합된 지역은 더 많은 유동인구 및 보행량 유발을 통해 상업용 부동산의 가치를 증가시킬 수 있다. 하지만, 지하철역 밀도와 토지이용혼합의 효과는 생활인구 밀도가 낮은 지역에서는 중요도가 감소하는 것으로 나타났다. 생활인구 밀도가 낮은 지역은 도심과의 접근성이 열악하고, 대중교통 인프라 공급이 부족하며, 도시 경계부에 주로 입지하는 경향이 있다(정재훈·남진, 2019). 이러한 지역의 상업용 부동산 가격에는 대지면적, 연면적, 그리고 도심 접근성이 더욱 중요하게 고려될 수 있으며, 지하철역 밀도와 토지이용혼합의 영향은 감소할 수 있다. 그럼에도 불구하고, 본 연구의 중요도 및 산포도 결과는 지하철역과 토지이용혼합이 상업용 부동산 가

격에 중요한 요소임을 시사하며, 특히 생활인구 밀도가 높은 지역에서 더욱 중요한 거시적 수준의 보행환경 요소임을 보여준다. 따라서, 계획가들과 부동산 개발업자들은 보행자들의 접근성을 개선하고, 도시 활력을 재고하며, 상업용 부동산 가격을 증진시키는 보행 친화적 환경을 조성하기 위해 노력해야 한다.

중시적 수준의 보행환경 특성은 생활인구 밀도에 따라 차이를 보이는 보행환경 특성으로 나타났다. 생활인구 밀도가 높은 지역에서 옥외 개방감은 생활인구 밀도가 낮은 지역보다 상업용 부동산 가격에 더욱 부정적 영향을 줄 수 있는 중요한 가로환경 특성이다. 주변 지역의 높은 옥외 개방감은 방과 같은 편안함을 제공하고 장소성을 형성하는 위요감을 감소시키고 유동인구와 보행자가 공간에 체류하는 것을 저해하여 상업 시설의 매출액에도 부정적 영향을 줄 수 있다 (Ewing and Handy, 2009). 가로의 개방감은 가로를 따라 배치된 건물 및 가로수와 같은 수직적 요소를 통해 조절될 수 있기 때문에, 계획가들과 개발업자들은 도시 설계가들과 협력하여 보행자의 체류 시간을 증가시키기 위해 도시민들의 공간 체류에 기여하는 가로의 위요감(enclosure)을 형성할 수 있는 고밀 압축 개발과 가로 디자인을 고려해야 한다. 본 연구의 결과는 시각적 녹지와 가로 보도율이 상업용 부동산 가격에 영향을 줄 수 있으며, 이러한 영향이 생활인구 밀도에 따라 달라질 수 있음을 보여준다. 가로에서 관찰되는 녹지와 포장된 보도는 보행자에게 쾌적하고 안전한 통행 경험을 제공하기 때문에, 상업용 부동산 주변 가로환경의 품질은 보행을 유도하거나 저해할 수 있다. 생활인구 밀도가 높은 지역의 경우 조경 계획가들은 소규모 녹지공간을 상업용 주변 가로를 따라 조성하여 보행자에게 쾌적하고 편안한 환경을 제공해야 한다. 이러한 전략은 고밀 하부시장에 위치한 상업용 부동산 주변 보행량을 증가시켜 가로를 활성화 시키고 상업용 부동산의 경제적 수익 증가로 이어질 수 있다. 한편, 계획가들과 교통전문가들은 저밀도 지역에 안전하고 쾌적한 가로환경을 제공하기 위한 적극적인 투자를 고려해야 한다. 보도율이 낮은 지역은 보행로와 구분되지 않거나 인도가 잘 정비되지 않아, 보행자를 차량과 혼재되어 걷게 할 수 있으며, 차량으로부터 위협받는 상황에 종종 처하게 할 수 있다(Jeon and Woo, 2023; Shin and Woo, 2024; Zhou et al., 2019). 잘 포장된 도로 비율의 증가는 보행로의 안전을 개선하여 보행량

과 유동인구를 증진시킬 수 있으며, 특히 생활인구 밀도가 낮은 지역의 상업용 부동산 가격에 더 큰 긍정적 효과를 줄 수 있다. 이러한 부동산 가격의 상승은 지역의 생활환경 개선을 위한 세수 확보에도 긍정적인 역할을 할 수 있다.

마지막으로, 미시적 수준의 보행환경은 1층 용도를 음식점으로 활용할수록 상업용 부동산 가격이 증가하는 경향을 보였으며, 특히 저밀 하부시장에서 중요한 요소로 나타났다. 건물의 1층 공간은 건물과 가로가 접촉하는 지점으로 보행자들의 접근이 가장 용이한 공간이다. 따라서, 계획가, 도시설계가, 그리고 개발업자들로 구성된 공공계획의 이해관계자들은 다양한 감각 기관의 자극을 통해 보행자를 끌어들이 수 있는 상업용 부동산의 1층 용도 활용 방안을 계획해야 하며, 보행자에게 이러한 자극을 편안하게 경험하고 머물 수 있도록 주변 가로에 벤치 및 의자와 같은 소규모 휴식 공간 제공을 고려해야 한다. 이러한 종합적인 계획은 도시의 지속가능성을 개선하는 보행을 촉진할 뿐만 아니라, 상업용 부동산의 이윤 창출에도 긍정적인 역할을 할 수 있다.

본 연구는 상업용 부동산 가격과 다양한 환경 특성과의 관계를 머신러닝 기반의 자동화평가모형을 활용하여 분석하였다. 또한, 블랙박스 모형의 해석을 지원하는 알고리즘을 적용하여 다양한 규모에서 측정된 보행 친화적 환경의 경제적 효과를 면밀하게 추정하였다. 계획가들은 상업 공간의 경제적 이익을 극대화하기 위한 전략으로 상업 공간을 둘러싸고 있는 건조 환경을 보행 친화적 환경으로 조성하는 계획을 고려해야 한다. 이러한 계획적 접근은 상업 시설로의 도보 통행을 활성화하고 상업 시설의 경제적 이익을 극대화하는데 기여할 수 있다. 특히, 중시적, 미시적 수준의 보행환경의 결과는 상권 악화로 어려움을 겪고 있는 지역에 중요한 정보를 제공할 수 있다. 쇠퇴하는 지역 상권을 보호하고 활성화하기 위해 공공은 창업 보조금 지원 및 세금감면과 같은 보조금 정책과 주차타워 설치 및 간판 교체와 같은 환경개선사업을 지원하고 있다 (백희은 외, 2022; Shin and Woo, 2024). 하지만, 이러한 환경개선사업과 보조금 지원 정책뿐만 아니라, 보행환경 개선을 통한 상권 활성화 전략을 함께 고려해야 한다. 특히, 중시적 가로 환경은 도시계획 및 설계적으로 개선가능한 환경 특성이자, 통행 행태에 영향을 미치는 환경 인식에 더 큰 영향을 줄 수 있는 환경

요소(Koo et al., 2022)라는 점에서 종합적이고 세심한 접근이 요구된다. 따라서, 계획가, 조경 설계사, 교통 전문가로 구성된 상호협력체계는 보행자에게 편안함과 안전함을 제공하는 가로 녹지와 분리된 보도를 제공하여 불리한 입지 및 구조 특성에서도 경제적 이익을 극대화할 수 있도록 협력해야 한다. 또한, 상업용 부동산 주변의 위요감을 높이는 개발전략과 디자인 가이드라인을 마련하여 너무 높은 개방감이 상업용 부동산 가격에 미치는 부정적인 효과를 개선하기 위해 노력해야 한다. 이러한 전략은 상업용 부동산의 가치 상승을 매개로 지역의 보행행태를 촉진하고 지역의 경쟁력을 증진하기 위한 공공과 민간의 상호 협력적인 관계를 형성하는 효과적인 방안이 될 수 있다.

한편, 이러한 상업용 부동산 주변의 환경개선이 가져올 수 있는 부작용도 함께 고려해야 한다. 상업용 부동산 주변을 보행자 친화적 환경으로 조성하고 가로 미관을 개선하면 지역 상권을 활성화하고, 부동산 가치 상승을 가져올 수 있다. 하지만, 이러한 부동산 가치의 상승은 임대료 상승으로 이어져 비용을 감당할 수 없는 소규모 상점들의 비자발적 이탈을 초래하고, 대형 프랜차이즈 업체의 진출을 가속화 할 수 있다(전준형·박진아, 2019). 정책입안자와 계획가들은 보행 친화적 환경의 경제적 효과가 소규모 사업체의 과도한 이탈과 소매 다양성의 감소로 이어지지 않도록 보행 친화적 환경 조성 이후의 상권 변화를 지속적으로 모니터링해야 한다.

본 연구에는 몇 가지 해결해야 할 한계점이 있다. 첫째, 본 연구는 산학협력을 통해 구득한 2017년부터 2019년까지 거래된 상업용 부동산 실거래 데이터를 사용하였다. 이 데이터는 각 건축물의 전용면적뿐만 아니라 매매가 발생한 상업용 부동산의 위치정보를 제공하여 주변 환경이 상업용 부동산 가격에 미치는 영향을 분석할 수 있는 기회를 제공한다. 하지만, 이 데이터는 각 건축물의 소유권에 대한 정보를 제공하지 않아, 소유권(예: 집합 건축물과 일반 건축물)에 따른 가격효과의 차이를 고려할 수 없었다. 향후 연구는 건축물의 소유권에 따른 차이를 고려하여 상업용 부동산 가격과 가로 보행환경과의 상관관계를 조사해야 한다. 둘째, 본 연구는 실제 보도폭과 같은 추가적인 가로 환경의 영향을 고려하지 못했다. 보행자가 시각적으로 인식할 수 있는 보도를 분석에 포함하였지만, 이는 실제 보도의 폭과 다를 수 있으며, 상업용 부동산에 미치

는 영향 또한 차이가 있을 수 있다. 따라서, 후속 연구는 딥러닝으로 측정된 보도폭과 실제 보행로의 폭을 비교하여 상업용 부동산에 미치는 가격 효과를 조사해야 한다. 마지막으로, 본 연구는 상업용 부동산 가격에 미치는 보행환경의 가격효과를 실증적으로 확인하였습니다. 하지만, 이러한 가격효과는 각 상업용 부동산의 주용도에 따라 다를 수 있습니다. 향후 연구에서는 상업용 부동산의 주용도를 구분하여 연구의 범위를 확장한 것을 제한한다.

논문접수일 : 2024년 3월 4일

논문심사일 : 2024년 5월 27일

게재확정일 : 2024년 8월 1일

참고문헌

1. 공영은·김은정, “보행친화적 근린환경이 주택가격에 미치는 영향-아파트와 연립다세대 주택의 비교를 중심으로”, 『부동산분석』 제8권 제1호, 한국부동산원, 2022, pp. 85-107
2. 권기영·김형근, “중소규모 상업용 빌딩 가격 형성 요인에 관한 연구-울산광역시를 중심으로”, 『부동산도시연구』 제 12 권 제1호, 건국대학교 부동산·도시연구원, 2019, pp. 45-70
3. 김숙희·오세창·최기주, “스테이션 없는 공유자전거 통행특성분석: 수원시사례를 중심으로”, 『대한교통학회지』 제37권 제2호, 대한교통학회, 2019, pp. 110-123
4. 김신성, “문화소비공간의 확산에 따른 저층주거지 변화 특성 연구: 연남동 일대를 중심으로”, 『한국주거학회논문집』 제27 권 제4호, 한국주거학회, 2016, pp. 77-88
5. 김현철·이승일, “서울시 골목상권 매출액에 영향을 미치는 요인에 관한 연구”, 『서울도시연구』 제20권 제1호, 서울연구원, pp. 117-134
6. 김형근·신종철, “중소형 빌딩의 매매가격 형성요인에 관한 연구”, 『부동산학연구』 제20권 제3호, 한국부동산분석학회, 2014, pp. 69-88
7. 김홍진·고봉성, “상업용 부동산의 활성화 방안에 관한 연구”, 『부동산학보』 제44권, 한국부동산학회, 2011, pp. 236-250
8. 박수훈·김동현·박진아, “저층주거지 물리적 환경의 야간 범죄피로움 인지에 영향을 미치는 시각적 요인 분석”, 『국토계획』 제56권 제3호, 대한국토·도시계획학회, 2021, pp. 5-20
9. 백희은·강민경·최슬기·박진아, “상업가로 가로환경개선 사업에 대한 주야간 평가 연구-광진구 미가로를 중심으로”, 『도시설계』 제23권 제2호, 한국도시설계학회지, 2022, pp. 107-122
10. 신형섭, “가로 보행환경이 상업용 부동산 가격에 미치는 영향 연구: 머신러닝 및 딥러닝 기법을 중심으로”, 한양대학교 석사학위논문, 2022
11. 윤나영·최창규, “서울시 상업가로 보행량과 보행 환경 요인의 관련성 실증 분석”, 『국토계획』 제48권 제4호, 대한국토·도시계획학회, 2013, pp. 135-150
12. 임하나·성은영·최창규, “상업시설의 다양성과 가로활력과의 관련성 실증분석: 서울시 상업지역과 주거지역을 구분하여: 서울시 상업지역과 주거지역을 구분하여”, 『도시설계』 제18권 제6호, 한국도시설계학회, 2017, pp. 37-49
13. 전준형·박진아, “네트워크 분석을 활용한 자연발생적 노후 주거지역의 상업 확산 연구-경리단길 사례를 대상으로”, 『도시설계』 제20권 제4호, 한국도시설계학회지, 2019, pp. 5-20
14. 전준형·박진아, “보행환경이 근린환경 만족도에 미치는 조절효과 분석: 서울시 주거실태조사 2017 자료를 중심으로”, 『국토계획』 제55권 제3호, 대한국토·도시계획학회, 2020, pp. 29-42
15. 정재훈·남진, “위치기반 빅데이터를 활용한 서울시 활동인구 유형 및 유형별 지역 특성 분석”, 『국토계획』 제54권 제3호, 대한국토·도시계획학회, 2019, pp. 75-90
16. 최막중·신선미, “보행량이 소매업 매출에 미치는 영향에 관한 실증분석”, 『국토계획』 제36권 제2호, 대한국토·도시계획학회, 2001, pp.75-83
17. 최진도·장요한·이태리, “정보통신기술 발전에 따른 상업용 부동산의 이용행태 변화와 기계학습을 활용한 지역별 미래전망 연구”, 『국토연구』 제114권, 국토연구원, 2022, pp. 111-135
18. 통계청, 『인구주택총조사』, 2019
19. 홍정의, “랜덤 포레스트 알고리즘을 통한 주택 대량평가모형 연구”, 『부동산분석』 제7권 제1호, 한국감정원, 2021, pp. 1-28
20. Alfonzo, M. A., “To walk or not to walk? The hierarchy of walking needs,” *Environment and Behavior*, Vol. 37 No. 6, 2005, pp. 808-836
21. Apley, D. W., and Zhu, J., “Visualizing the effects of predictor variables in black box supervised learning models,” *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, Vol. 82 No. 4, pp. 1059-1086
22. Bartholomew, K., and Ewing, R., “Hedonic price effects of pedestrian-and transit-oriented development,” *Journal of Planning Literature*, Vol. 26 No. 1, 2011, pp. 18-34
23. Bergstra, J., and Bengio, Y., “Random search for hyper-parameter optimization,” *Journal of machine learning research*, Vol. 13 No. 2, 2012, pp. 281-305
24. Breiman, L., “Random forests,” *Machine Learning*, Vol. 45 No. 1, 2001, pp. 5-32
25. Cervero, R., and Kockelman, K., “Travel demand and the 3Ds: Density, diversity, and design,” *Transportation Research Part D: Transport Environment*, Vol. 2 No. 3, 1997, pp. 199-219
26. Chen, L.-C., Papandreou, G., Kokkinos, I., Murphy, K., and Yuille, A. L., “Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 40 No. 4, 2017, pp. 834-848
27. Chen, L.-C., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., and Adam, H., “Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation,” *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*, 2018, pp. 801-818
28. Chen, L., Yao, X., Liu, Y., Zhu, Y., Chen, W., Zhao, X., and Chi, T., “Measuring impacts of urban environmental elements on housing prices based on multisource data—a case study of Shanghai, China,” *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 9 No. 2, 2020, 106

29. Chen, T., He, T., Benesty, M., Khotilovich, V., Tang, Y., Cho, H., and Chen, K., Xgboost: extreme gradient boosting, R Package Version 0.4-2, 2015, pp. 1-4
30. D'Orso, G., and Migliore, M., "A GIS-based method for evaluating the walkability of a pedestrian environment and prioritised investments," *Journal of Transport Geography*, Vol. 82, 2020, 102555
31. Dumbaugh, E., Li, W., and Joh, K., "The built environment and the incidence of pedestrian and cyclist crashes," *Urban Design International*, Vol. 18 No. 3, 2013, pp. 217-228
32. Ewing, R., and Cervero, R., "Travel and the built environment: A meta-analysis," *Journal of the American Planning Association*, Vol. 76 No. 3, 2010, pp. 265-294
33. Ewing, R., and Handy, S., "Measuring the unmeasurable: Urban design qualities related to walkability," *Journal of Urban Design*, Vol. 14 No. 1, 2009, pp. 65-84
34. Ewing, R., Schmid, T., Killingsworth, R., Zlot, A., and Raudenbush, S., "Relationship between urban sprawl and physical activity, obesity, and morbidity," *American Journal of Health Promotion*, Vol. 18 No. 1, 2003, pp. 47-57
35. Frank, L. D., Schmid, T. L., Sallis, J. F., Chapman, J., and Saelens, B. E., "Linking objectively measured physical activity with objectively measured urban form: findings from SMARTRAQ," *American Journal of Preventive Medicine*, Vol. 28 No. 2, 2005, pp. 117-125
36. Gehl, J., *Cities for people*, 2013, pp. 73-79, Island Press
37. Gehl, J., Kaefer, L. J., and Reigstad, S., "Close encounters with buildings," *Urban Design International*, Vol. 11 No. 1, 2006, pp. 29-47
38. Han, L., Zhao, J., Gao, Y., and Gu, Z., "Prediction and evaluation of spatial distributions of ozone and urban heat island using a machine learning modified land use regression method," *Sustainable Cities and Society*, Vol. 78, 2022, 103643
39. Handy, S. L., Boarnet, M. G., Ewing, R., and Killingsworth, R. E., "How the built environment affects physical activity: views from urban planning," *American Journal of Preventive Medicine*, Vol. 23 No. 2, 2002, pp. 64-73
40. Harvey, C., and Aultman-Hall, L., "Measuring urban streetscapes for livability: A review of approaches," *The Professional Geographer*, Vol. 68 No. 1, 2016, pp. 149-158
41. Jacobs, J., *The death and life of great American cities*, 1961, Random House
42. Jeon, J., and Woo, A., "Deep learning analysis of street panorama images to evaluate the streetscape walkability of neighborhoods for subsidized families in Seoul, Korea," *Landscape and Urban Planning*, Vol. 230, 2023, 104631.
43. Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., and Liu, T.-Y., "Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree," *Advances in neural information processing systems*, 2017, 30
44. Kim, J., and Kaplan, R., "Physical and psychological factors in sense of community: New urbanist Kentlands and nearby Orchard Village," *Environment and Behavior*, Vol. 36 No. 3, 2004, pp. 313-340
45. Koschinsky, J., "Spatial heterogeneity in spillover effects of assisted and unassisted rental housing," *Journal of Urban Affairs*, Vol. 31 No.3, 2009, pp. 319-347
46. Kok, N., Koponen, E.-L., and Martínez-Barbosa, C. A., "Big data in real estate? From manual appraisal to automated valuation," *The Journal of Portfolio Management*, Vol. 43 No. 6, 2017, pp. 202-211
47. Koo, B. W., Guhathakurta, S., and Botchwey, N., "How are neighborhood and street-level walkability factors associated with walking behaviors? a big data approach using street view images," *Environment and Behavior*, Vol. 54 No. 1, 2022, pp. 211-241
48. Koo, B. W., Guhathakurta, S., Botchwey, N., and Hipp, A., "Can good microscale pedestrian streetscapes enhance the benefits of macroscale accessible urban form? An automated audit approach using Google street view images," *Landscape and Urban Planning*, Vol. 237, 2023, 104816
49. Koo, B. W., Hwang, U., and Guhathakurta, S., "Streetscapes as part of servicescapes: Can walkable streetscapes make local businesses more attractive?," *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol. 106, 2023, 102030
50. Kotler, P., "Atmospherics as a marketing tool," *Journal of Retailing*, Vol. 49 No. 4, 1973, pp. 48-64
51. Koschinsky, J., "Spatial heterogeneity in spillover effects of assisted and unassisted rental housing," *Journal of Urban Affairs*, Vol. 31 No. 3, 2009, pp. 319-347
52. Li, W., Joh, K., Lee, C., Kim, J.-H., Park, H., and Woo, A., "Assessing benefits of neighborhood walkability to single-family property values: A spatial hedonic study in Austin, Texas," *Journal of Planning Education and Research*, Vol. 35 No. 4, 2015, pp. 471-488
53. Pivo, G., and Fisher, J. D., "The walkability premium in commercial real estate investments," *Real Estate Economics*, Vol. 39 No. 2, 2011, pp. 185-219
54. Quan, S. J., "Comparing hyperparameter tuning methods in machine learning based urban building energy modeling: A study in Chicago," *Energy and*

- Buildings, Vol. 317, 2024, 114353
55. Qiu, W., Zhang, Z., Liu, X., Li, W., Li, X., Xu, X., and Huang, X., "Subjective or objective measures of street environment, which are more effective in explaining housing prices?," *Landscape and Urban Planning*, Vol. 221, 2022, 104358
 56. Rauterkus, S. Y., and Miller, N., "Residential land values and walkability," *Journal of Sustainable Real Estate*, Vol. 3 No. 1, 2011, pp. 23-43
 57. Real Capital Analytics, *Capital Trends Asia Pacific*, 2021
 58. Saelens, B. E., Sallis, J. F., and Frank, L. D., "Environmental correlates of walking and cycling: findings from the transportation, urban design, and planning literatures," *Annals of Behavioral Medicine*, Vol. 25 No. 2, 2003, pp. 80-91
 59. Sallis, J. F., Cain, K. L., Conway, T. L., Gavand, K. A., Millstein, R. A., Geremia, C. M., Frank, L. D., Saelens, B. E., Glanz, K., and King, A. C., "Is your neighborhood designed to support physical activity? A brief streetscape audit tool," *Preventing chronic disease*, Vol. 12, 2015. 150098
 60. Shin, H. S., and Woo, A., "Analyzing the effects of walkable environments on nearby commercial property values based on deep learning approaches," *Cities*, Vol. 144, 2024, 104628
 61. Sohn, D. W., Moudon, A. V., and Lee, J., "The economic value of walkable neighborhoods," *Urban Design International*, Vol. 17 No. 2, 2012, pp. 115-128
 62. Talen, E., and Koschinsky, J., "The walkable neighborhood: A literature review," *International Journal of Sustainable Land Use Urban Planning*, Vol. 1 No. 1, 2013, pp. 42-63
 63. Tang, Jingxian, and Ying Long, "Measuring visual quality of street space and its temporal variation: Methodology and its application in the Hutong area in Beijing," *Landscape and Urban Planning*, Vol. 191, 2019, 103436
 64. USDOT, *The National Bicycling and Walking Study: 15-Year Status Report*, 2010, Washington, D.C.: U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration
 65. Valuemap, *Valuemap system*. Retrived 2022. 05. 01 from <https://www.valueupmap.com>, 2022
 66. Woo, A., Joh, K., and Van Zandt, S., "Unpacking the impacts of the Low-Income Housing Tax Credit program on nearby property values," *Urban Studies*, Vol. 53 No. 12, 2016, pp. 2488-2510
 67. Woo, A., and Yu, C.-Y., "Beyond affordable shelters: Subsidized housing and surrounding environments for pedestrian safety," *Applied Geography*, Vol. 83, 2017, pp. 37-45
 68. Woo, A., Yu, C.-Y., and Lee, S., "Neighborhood walkability for subsidized households: revisiting neighborhood environments of Housing Choice Voucher and Low-Income Housing Tax Credit households," *Cities*, Vol. 89, 2019, pp. 243-251
 69. Wu, C., Du, Y., Li, S., Liu, P., and Ye, X., "Does visual contact with green space impact housing prices? An integrated approach of machine learning and hedonic modeling based on the perception of green space," *Land Use Policy*, Vol. 115, 2022, 106048
 70. Yang, L., Wang, B., Zhou, J., and Wang, X., "Walking accessibility and property prices," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Vol. 62, 2018, pp. 551-562
 71. Yin, L., and Wang, Z., "Measuring visual enclosure for street walkability: Using machine learning algorithms and Google Street View imagery," *Applied geography*, Vol. 76, 2016, pp. 147-153
 72. Zhou, B., Zhao, H., Puig, X., Xiao, T., Fidler, S., Barriuso, A., and Torralba, A., "Semantic understanding of scenes through the ade20k dataset," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 127 No. 3, 2019, pp. 302-321

<국문요약>

가로 보행환경은 주변 상업용 부동산 가격에 영향을 주는가? 해석 가능한 머신러닝과 딥러닝 기법의 적용

신 형 섭 (Shin, Hyung-Sup)
전 준 형 (Jeon, Junehyung)
우 아 영 (Woo, Ayoung)

상업용 부동산 가치에 대한 보행 편의성의 중요성을 실증하는 연구가 증가하고 있음에도 불구하고, 보행환경 특성이 상업용 부동산 가치를 결정하는 데 얼마나 기여하는지에 대해서는 충분한 연구가 이루어지지 않고 있다. 본 연구는 다양한 규모의 보행환경 특성이 서울의 상업용 부동산 가치에 미치는 경제적 영향을 조사함으로써 기존 연구들의 격차를 해결하고자 한다. 본 연구에서는 보행환경을 거시적, 중시적, 그리고 미시적 규모로 분류하고 다양한 공간 데이터 및 심층신경망 기반의 의미론적 분할 모델을 사용하여 상업용 부동산 주변의 거리 환경을 추정하였다. 이러한 추정 결과를 바탕으로 본 연구는 다양한 머신 러닝 알고리즘을 사용하여 보행환경이 상업용 부동산 가격에 미치는 경제적 영향을 예측하는 최적의 자동 평가 모델(automated valuation model)을 개발하였다. 또한, 설명 가능한 인공지능(explainable Artificial Intelligence, XAI) 알고리즘을 사용하여 블랙박스 모델에서 기여가 가장 많은 변수를 확인하고 보행환경과 상업용 부동산 가격과의 비선형적 관계를 조사하였다. 이 연구는 보행환경의 경제적 효과가 생활인구 밀도를 바탕으로 분류된 하위 시장에서 차이가 발생하는 지 확인하기 위해 추가적인 분석을 수행하였다. 본 연구의 결과는 다양한 규모의 보행력(walkability)이 상업용 부동산 가격에 상당한 영향을 미치며 이러한 영향관계가 하위 시장에 따라 서로 다른 영향을 줄 수 있음을 보여주었다. 본 연구의 결과는 보행 친화적인 환경을 조성하여 상업용 부동산의 경제적 이윤을 더욱 상승시킬 수 있는 개발방법에 대한 유용한 통찰력을 제공할 수 있다. 마지막으로, 이 연구의 방법론은 머신 러닝 기반의 블랙박스 모델을 해석하기 위한 실용적인 접근법이 될 수 있다.

주 제 어 : 자동화평가모형, 보행환경, 가로경관 환경, 딥러닝, 해석 가능한 머신러닝