

시공간 종속성을 고려한 빈집발생 요인 추정에 관한 연구*

김유현¹ · 김동현^{2*}

Study on Factors of Vacant Houses' s Occurrence using Spatio-Temporal Model*

You-Hyun KIM¹ · Donghyun KIM^{2*}

요 약

최근 저출산·고령화에 따른 도시축소 현상과 지방도시의 쇠퇴는 빈집이라는 새로운 도시문제를 낳고 있다. 본 연구는 전국 시·군·구를 대상으로 2015년부터 2019년까지 수집한 공간 패널 데이터를 이용하여 빈집 분포를 살펴보고 시공간적 종속성을 고려한 공간패널모형을 이용하여 빈집 발생의 요인을 추정하는 것이 목적이다. 분석 결과 빈집은 시공간적으로 종속성이 있었으며, OLS 모형에 비해 시공간적 종속성을 고려하여 빈집 발생 요인을 추정하는 것이 타당함을 확인하였다. 동적공간패널모형을 이용하여 분석한 결과 빈집발생의 가장 큰 영향요인은 주택관련요인인 것으로 나타났다. 이 결과는 빈집 발생의 관리를 위해서는 인구이동, 양호하지 못한 인프라 등 뿐만 아니라 주택 공급량에 대한 정책적 고려가 필요함을 시사한다.

주요어 : 빈집, 도시 쇠퇴, 시공간 종속성, 공간패널모형

ABSTRACT

Recently, urban shrinkage due to low birth rate and aging population and the decline of local cities are causing a new urban problem of empty houses. This study examines the distribution of vacant homes using spatial panel data collected from 2015 to 2019 at local administrative districts and estimates the factors of vacant house occurrence using a spatial panel model considering spatio-temporal dependency. As a result, the spatio-temporal dependence of vacant houses was identified and it was estimated using spatial panel model not OLS model. Based on the spatial panel model, it was found that

2023년 03월 21일 접수 Received on March 21, 2023 / 2023년 04월 18일 수정 Revised on April 18, 2023 / 2023년 04월 24일 심사완료 Accepted on April 24, 2023

* 이 논문은 2020년도 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원(NRF-2020S1A3A2A01095064)과 국토교통부의 스마트시티 혁신인재육성사업으로 지원을 받아 수행되었습니다.

1 부산대학교 공과대학 도시공학과 석사과정 / Graduate Student, Department of Urban Planning and Engineering, Pusan National University

2 부산대학교 공과대학 도시공학과 부교수 / Associate Professor, Department of Urban Planning and Engineering, Pusan National University

* Corresponding Author E-mail: donghyun-kim@pusan.ac.kr

the most influential factor in the occurrence of vacant houses was the housing-related factor. This result shows that policy considerations for housing supply are necessary for the management of vacant housing as well as population movement and poor infrastructure.

KEYWORDS : *Vacant House, Urban Decline, Spatio-Temporal Dependency, Spatial Panel Model*

서론

우리나라의 빈집은 급격히 증가하고 있다. 과거 이촌향도 현상으로 인하여 농어촌지역에 집중적으로 발생하던 빈집은 최근 지방도시 및 대도시로까지 확대되어오고 있다(Seol *et al.*, 2022). 이렇게 방치된 빈집은 단순히 도시의 미관을 해칠 뿐만 아니라, 주민의 안전을 위협하고 지역슬럼화를 야기한다. 빈집은 지방소멸 및 도시쇠퇴의 결과이자 원인으로 작용한다(Park and Oh, 2018).

2014년 지방소멸이라는 단어를 처음 사용한 일본의 마스다 히로야가 발표한 보고서에서는 지방소멸이라는 단어를 사용함으로써 사회적으로 위기감을 조성하고, 인구문제에 대한 관심을 불러오게 하였다. 또한 65세 이상 인구수 대비 가입여성 인구(20~39세 여성)수를 지방소멸위험지수로 정의하여 지방소멸 정도를 측정하고자 하였다. 2022년 3월 기준 국내 소멸위험 지역은 228개 시군구 중 113곳으로 약 절반(49.6%) 수준으로 나타났다. 여타 현실적 요소를 배제하고 매우 단순화된 조건을 가정할 때 이 값이 0.5 미만인 경우 해당 지역은 인구학적으로 쇠퇴위험 단계에 진입하였음을 의미한다(Park, 2022). 마스다의 지수가 시사하듯, 국내 저출산·고령화 및 수도권으로의 인구이동 현상으로 인한 지방도시 소멸·축소 혹은 도시쇠퇴 현상은 가속화되고 있다. 이러한 지방도시 소멸 및 축소 현상은 도시 내 빈집 발생을 가속화시키고 있다. 빈집은 쓰레기 투기 및 적재와 더불어 도시미관과 근린주거환경을 저해하고, 지역 사회의 안전과 건강을 위협하는 것으로 알려져

있다(Son *et al.*, 2015). 또한, 깨진 유리창 이론에 근거하여 높은 우범성을 띠는 빈집은 주변 일대 지역의 슬럼화를 야기하여 이웃지역까지 위협하기도 한다(Park and Oh, 2018).

국내 빈집 수는 2020년 150만호를 초과하였는데 이는 2015년과 비교하여 약 50만호가 증가한 수치이다(Statistics Korea, 2022). 최근 도시지역으로까지 확산되고 있는 빈집 문제에 대처하기 위해 국토교통부는 2017년 2월 「빈집 및 소규모주택 정비에 관한 특례법(소규모주택 정비법)」을 제정하여 빈집의 정의를 내리고, 빈집정비사업의 구체적인 절차를 제시하였다. 일부 지방자치단체에서는 빈집과 관련하여 법·제도의 필요성을 이미 느끼고 개별적으로 조례를 제정하여 운영해오고 있다. 하지만 이러한 정부와 지방자치단체에서의 대응들은 단기적인 성과 위주의 사업으로 그치거나 지역적으로 일관된 정책을 시행하는 등 빈집 발생의 정확한 특성과 원인을 이해하지 못하고 있는 듯하다(Ji, 2021). 특히, 과거 빈집은 주로 이촌향도 현상으로 인해 농어촌지역에서 재산가치가 낮은 공간이 방치되어 발생하였다면, 최근 빈집은 주택 과잉공급으로 인한 것이라 볼 수 있다. 따라서 빈집문제를 효과적으로 관리하고 대응하기 위해서는 빈집 발생 원인을 명확히 규명할 필요가 있다.

한편 빈집은 전염성을 가지며, 빈집 한 채가 마을에 존재하면 마을 전체가 빈집으로 뒤덮일 가능성이 높다고 한다. 이러한 현상은 빈집이 공간적 중속성을 가져 확산효과를 띠는 사회현상으로 판단되며 본 문제를 효율적으로 해결하기 위해서는 현상에 내재한 속성을 고려한 연구 모형의 도입이 필요하다고 사료된다. 공간단위

끼리 상관관계를 가지는 현상은 공간회귀모형, 지리가중회귀모형 등을 이용하여 설명 가능하다. 따라서 본 연구는 빈집이 주변 지역과 상호 영향을 주고받아 공간적으로 군집을 이루며 발생하는 현상을 반영하고자 다양한 유형의 공간모형을 이용하여 연구를 진행하였다.

이러한 배경 하에서 본 연구는 전국 시군구를 대상으로 시·공간적 종속성을 고려한 빈집 발생 요인을 밝히는 데 목적이 있다. 2015년~2019년의 통계청 및 한국부동산원, 한국도시통계, 도시재생종합정보체계 자료를 이용하여 빈집 발생의 요인을 인구·경제·주택·도시계획적 요인으로 분류한 뒤 6가지 종류의 공간패널 회귀모형을 적용한다. 본 연구는 다음과 같은 순서로 진행된다. 먼저 도시 측면에서 빈집의 영향 및 빈집 발생요인 관련 선행연구를 살펴본 후 이를 바탕으로 빈집 발생요인 추정에 대한 연구 모형을 설정한다. 다음으로 분석결과를 제시하고 이를 바탕으로 도시 및 지역계획 측면에서 빈집을 효과적으로 관리할 수 있는 시사점을 도출한다.

이론적 배경 및 선행연구 검토

1. 빈집 발생 원인 및 영향

빈집은 공가, 폐가, 유희공간 등의 용어로 대체되어 사용되며(Jeon and Kim, 2016), 국외에서는 vacant, vacant land, vacant property, abandoned housing 등의 용어로 통용된다. 국내에서 빈집은 시행중인 법률 및 행정기관마다 그 개념을 다소 상이하게 정의하고 있다. 빈집의 사전적 의미는 사람이 살지 아니하는 집이다. 「빈집 및 소규모주택 정비에 관한 특례법」 제2조에 의거한 빈집의 법률적 의미는 특별자치시장·특별자치도지사·시장·군수 또는 자치구의 구청장이 거주 또는 사용 여부를 확인한 날부터 1년 이상 아무도 거주 또는 사용하지 아니하는 주택을 말한다. 이 때, 공공임대주택, 사용검사를 받은 후 5년이 경과하지 않은 미분양주택, 사용승인 또는 사용검사를 받지 않은 주택,

오피스텔을 제외한 준주택, 별장 등 일시적 거주 또는 사용을 목적으로 하는 주택은 제외한다. 「농어촌정비법」 제2조에서는 빈집을 시장·군수·구청장이 거주 또는 사용 여부를 확인한 날부터 1년 이상 아무도 거주하지 아니하거나 사용하지 아니하는 농어촌 주택이나 건축물이라 정의하고 있다. 인구주택총조사에서는 빈집을 기준시점 현재 사람이 살지 않는 주택을 의미한다. 이 때 빈집 및 소규모주택 정비에 관한 특례법과 달리 매매, 임대, 이사, 미입주, 일시적 이용 등 사유로 인한 일시적 빈집을 포함하며, 폐가는 제외하고 있다.

빈집의 발생 원인은 주택 자체 특성과 지역 특성, 소유주 특성으로 구분할 수 있다(Lee, 2019). 빈집추정주택이 빈집으로 변할 확률을 볼 수 있는 생존분석을 수행한 Cho *et al.* (2020)는 빈집의 지붕이 콘크리트에서 슬레이트로 바뀌는 등 지붕유형이 악화될수록, 정방형 필지가 아닌 불규칙한 필지일수록, 건축연한이 오래될수록, 자동차 진입이 가능한 접도가 없을수록, 반경 100m 이내 빈집이 증가할수록 빈집으로 변할 위험률이 증가한다고 보여주었다. Park and Oh(2018)는 건물의 물리적 특성 중 건물면적, 층수가 음(-)의 영향을 미치는 것으로, 건물의 노후도가 양(+)의 영향을 가지는 것을 확인하였다. Jeon and Kim(2016) 또한 블록·가로·건물 등의 열악한 물리적 환경이 빈집 밀집 클러스터를 발생시킴을 언급하였다. 선행연구들에서의 실증분석 결과, 개별 주택 특성은 주택의 매력도를 결정하는 요소들이 빈집 발생 확률에 유의미한 영향을 미침을 알 수 있었다. 주택이 빈집으로 전락하는 데에는 해당 주택이 위치한 지역적 특성이 영향을 미칠 것이라 가정하여 위계적 선형모형을 활용한 Cho *et al.* (2020)의 연구에서는 주택이 속한 지역의 평균 주택면적 당 실거래가격과 지역 내 중사자 수가 빈집 증가에 미약한 영향을 미침을 밝혔다. 이는 지역의 소득 및 생산성이 지역노후화 정도를 결정하며, 노후화된 도시는 토지 및 부동산 가격이 하락하여 빈집이 양산됨을 알 수 있다. 또한, 지역 내 무분별한 도시개발이 수요예측을

초과한 과다공급을 야기하고, 이로써 대량 미분양 사태와 빈집 증가로 이어지기도 한다(Nam, 2014). 소유주 측면에서는 상속으로 집을 얻게 된 소유주가 주택을 빈집으로 방치해두기도 하며, 주택을 실거주 목적이 아닌 투자 목적으로 구입했을 경우 소유주의 투기 심리로 인해 빈집 가능성이 증가한다. 재개발·재건축 사업이 예정되어 있는 곳이라면 주택의 물리적 특성 및 잠재적 수요에도 불구하고 적극적으로 공실을 유지하기도 한다.

도시적 측면에서 방치된 빈집의 영향은 다양하게 논의된다. 빈집은 주택가격, 안전, 위생 관점에서 부정적 영향을 초래한다(Cho *et al.*, 2020). Lee *et al.*(2021)는 빈집 증가가 아파트 실거래가에 미치는 부정적 영향을 실증적으로 분석하였다. 빈집은 범죄 장소로 제공되고, 악취와 쓰레기 무단 투기 등으로 인해 미관상으로도 부정적 이미지를 형성한다는 점에서 주택가격을 하락시키는 요인으로 나타났다. 실제로 장기간 방치되어 흉가화된 빈집은 청소년들의 흡연구역이나 노숙자들의 범죄 장소로 악용되고, 길고양이들의 소굴이 되어 악취·소음·배설로 인한 피해를 발생시킨다(Hur, 2021). 이는 주변 지역의 주택 가치까지 하락시켜 지역 전반적으로도 경제적 손실을 유발한다. 또한 무너져 내린 지붕이나 풍화된 슬레이트 지붕, 낡은 전기선 등과 같이 빈집 내 관리되지 않는 노후한 시설 탓에 인근 주민은 화재나 자연재해의 위험에 지속적으로 노출된다.

2. 빈집 발생요인 관련 선행연구 검토

도시쇠퇴로 인한 빈집 발생과 빈집으로 인한 다양한 부정적 영향을 먼저 경험한 국외에서는 1960년대 후반부터 빈집 관련 연구들이 등장하기 시작하였으나 국내에서는 2000년대 초반에서야 빈집을 연구 주제로서 다루기 시작하였다(Jeon and Kim, 2016). 국내 빈집 관련 연구는 크게 빈집 발생요인에 관한 연구, 빈집 현황 및 분포 특성에 관한 연구, 빈집 관리 및 활용 방안에 관한 연구, 지역별 빈집 유형화에 관한

연구로 구분된다.

빈집 문제에 있어 심각성과 관리의 필요성이 대두되는 이유는 빈집이 공간적으로 확산되고 시간이 지남에 따라 고착화되는 경향이 있기 때문이다(Han, 2018). 이러한 빈집의 확산 양상은 Wilson and Kelling(1982)의 깨진 유리창 이론에 의해 더 잘 설명된다. 이 이론에 따르면 방치된 빈집은 주변 지역의 빈집 발생을 유발할 뿐만 아니라 전체적인 도시미관을 훼손하고 위생문제를 증가시켜 해당 지역의 슬럼화를 야기한다(Jang and Kwon, 2021). 따라서 빈집 문제에 대응하기 위해서는 빈집 발생에 내재한 시·공간적 특성을 우선적으로 인지할 필요가 있다. 따라서 빈집 발생요인을 파악함에 있어서 공간적 종속성 고려의 필요성을 인지하고 적용하고 있다(Kim and Kim, 2021; Park and Lim, 2020; Park and Oh, 2018; Lee and Joo, 2021; Jang and Kwon, 2021; Jung and Jun, 2019; Ji, 2021; Han, 2018). 이러한 연구들은 특정 지역 내 빈집의 공간적 분포 및 변화 추이가 주변 인접 지역들과 유사한 특성을 갖는다는 연구가설을 전제로 하고 있다. 또한, 공간적 종속성과 대비되는 개념인 공간적 이질성에 대한 연구도 다수 이뤄지고 있다(Kim *et al.*, 2018a; Kim and Kim, 2021; Kim *et al.*, 2018b; Seol *et al.*, 2022; Yi and Kim, 2021; Hong *et al.*, 2021).

빈집 발생 요인과 관련된 연구는 정성적, 정량적 연구가 다수 수행되었다. Jeon and Kim (2016)는 문헌연구, 현장답사, 인터뷰 등 정성적인 연구 방법론을 통해 인천 남구 송의동 지역을 대상으로 빈집의 분포현황 및 특성, 인과관계를 분석하였다. 연구 결과, 구시가지의 다양한 요소들을 기반으로 한 주민의 의사결정 과정이 빈집으로의 전환 여부에 결정적인 역할을 하고, 빈집의 사적·공적 영역에서의 유지관리가 추가적인 쇠퇴의 진행 여부에 핵심적인 역할을 하고 있다는 결론을 도출하였다.

Park and Oh(2018)는 개별 건축물 단위의 빈집정보를 활용하여 대구광역시를 대상으로 빈집 발생의 공간적 분포와 발생요인을 분석하였

다. 전역적 모란지수(Global Moran's I) 값(0.78)에 의해 대구광역시 빈집 발생은 특정지역에 군집하여 발생할 가능성이 높다는 것을 확인하였고, 핫스팟(hot spot)분석 결과, 대구광역시 빈집은 대구의 대표적 도심지역인 중구, 남구, 북구, 동구 일대에 공간적으로 집중해 있음이 나타났다. 이후 대구광역시 빈집 발생 요인을 파악하기 위해 로지스틱 회귀 분석을 진행한 결과, 개별 건축물이 가지고 있는 고유한 물리적 특성으로는 주택의 면적이 작을수록, 층수가 낮을수록, 건축연식이 오래될수록 빈집 발생 확률이 높은 것으로 나타났다. 빈집 발생 요인 중 지역특성 측면에서는 인접빈집수가 많을수록, 정비구역 내에 위치할수록, 지역의 인구성장률이 낮을수록, 노인인구 비율은 낮을수록 빈집 발생이 증가하는 것으로 나타났다.

Lee and Joo(2021)는 경상남도 읍면동 11,966개 빈집 가구에 대해 단독주택 빈집 수를 종속변수로 하는 공간회귀모형을 구축하여 빈집 발생 요인을 분석하였다. Moran's I 통계량으로 빈집이라는 변수가 아주 강한 공간적 자기 상관성(0.979)을 가지고 있음을 확인한 후, 가장 적절한 모형을 선택하기 위해 최소제곱법(Ordinary Least Square: OLS) 회귀분석과 공간시차모형, 공간오차모형을 실시하였다. Lagrange Multiplier(LM) 통계량 및 Robust LM 통계량 결과, 공간오차모형의 적합성이 높게 나옴에 따라 경상남도 읍면동 단위 빈집은 주변 지역 빈집 발생에 의한 영향보다 빈집 발생 요인에 의해 유발되는 영향이 더 큰 것으로 판단하였다.

Yi and Kim(2021)는 공간데이터가 갖는 공간효과에는 공간적 의존성뿐만 아니라 공간적 이질성도 있음을 언급하며, 기존 빈집 관련 실증 연구들에서는 공간적 의존성 관련 분석 방법론만 적용해왔던 점과 달리 본 연구에서는 공간적 이질성을 고려하고자 하였다. 공간적 이질성을 고려하기 위해 공간 분석단위별로 독립변수의 추정계수가 상이할 것이라 가정하는 지리가중회귀모형(Geographically Weighted Regression model, GWR)을 활용하였다. 분석 결과, 빈집

증감의 영향요인에 대한 지역 간 차이를 실증적으로 확인하여 빈집 관련 정책 마련을 위한 기초자료를 제공하였다.

Seol *et al.*(2022)는 빈집 발생요인의 영향력이 지역별로 다르게 나타날 것을 고려하여 지리가중회귀모형을 사용하였다. 또한, 공간분석 시 공간 단위 설정에 따라 결과값이 상이하게 나타나는 공간 단위 수정가능성 문제(MAUP: Modifiable Areal Unit Problem)를 확인하고자 부산광역시 원도심 일대를 대상으로 읍면동과 집계구 단위의 분석을 각각 수행하였다. 그 결과 미시적 단위인 집계구 단위에서의 설명력이 더 높게 나타났으며, MAUP에 대한 고려가 필요함을 제시하였다.

20세기 후반부터 일찍이 빈집 문제를 경험한 일본은 관련 연구 또한 국내보다 앞서고 있다(Nam, 2014). Baba and Hino (2019)의 연구는 부동산 소유자의 관점에서 소유자 거주지와 빈집 간의 거리, 입주자 사망으로 인한 공실, 빈집 소유자에 대한 정보 부재가 빈집 방치로 이어짐을 확인하였다. 미국 또한 이른 도시 쇠퇴 현상으로 인해 1960년대 후반부터 빈집 관련 연구가 등장하기 시작하였다(Jeon and Kim, 2016). 미국에서의 공실 및 유흥지 방치 현상은 오래 지속되어온 현상으로, 도시의 지속가능성과 탄력성을 높이기 위해 해당 현상의 분포와 특성을 평가하였다. 뉴욕시 자치구의 유흥지 분포 및 용도에 대해 알아본 결과, 뉴욕의 공지 및 유흥지는 인근 소득과 토지 식생과 관련 있는 것으로 나타났다(Kremer *et al.*, 2013). 실제 사용되지 않는 필지는 상대적으로 인구밀도가 높고 중위 가구소득 수준이 낮은 지역에 위치한 경향이 높았다.

빈집 관련 기존 연구들은 공간 자기 상관성과 다년도 데이터를 활용한 시계열적 변화 추이를 살펴볼 필요성을 인식하고 있으나 이를 고려하고 있지 못하며 특정 지역을 대상으로 분석을 진행하여 전국적으로 공간 자기 상관성에 대한 설명을 이어나가기에는 한계를 보인다(Jung and Jun, 2019). 따라서 본 연구는 국내 빈집 발생 현황에 내재한 시공간적 종속성을 동시에

고려할 수 있는 연구모형을 사용하고, 연구 대상지를 전국으로 설정하였다는 점에서 선행연구들과 차별점을 갖는다.

연구 자료 및 방법

1. 연구 자료 및 변수 설정

본 연구는 전국 시군구를 연구 대상지역으로 설정하고, 공간패널자료를 구축하기 위해 2015년~2019년에 대한 인구·사회학적 자료를 수집하였다. 연구모형의 각 변수들은 선행연구 검토를 통하여 선정하였고, 공간패널분석을 수행하기 위해 패널자료로서 구축하였다. 회귀모형식의 종속변수는 빈집 비율로서, 전체 주택 수 대비 빈집의 비율을 의미한다. 빈집 발생 요인은 크게 인구적 요인, 경제적 요인, 주택 관련 요인, 도시계획적 요인으로 구분하였으며 표 1과 같다.

인구적 요인에는 인구밀도와 고령인구 비율, 가임여성 인구 수, 청년인구 수를 포함하였다. 많은 선행연구에서 인구 특성 변수로 순이동인구, 총인구 수, 가구 수를 사용하고 있으나 본 연구는 도시쇠퇴의 척도와 관련된 인구밀도를 변수로 사용하였다. 고령인구 비율과 가임여성 수는 저출산·고령화의 영향을 파악하기 위한 대표적인 변수로 설정하였다. 고령인구는 주택 소유자의 건강 악화에 따른 요양병원 및 타 기

관 입원을 이유로 주택을 장기간 방치하여 빈집 발생에 영향을 주는 것으로 알려져 있다(Kim et al., 2022). 경제적 요인으로는 1인당 지방세 부담액, 재정자립도, 주택거래량, 대학교 개수를 변수로 선정하였다. 1인당 지방세 부담액과 재정자립도가 높은 지역은 지역 자체의 경제수준이 높음을 의미하고, 높은 지역 경제수준은 공실률을 덜 발생시킬 것으로 예상된다. 국내 빈집 발생 현황을 대략적으로 살펴보면, 지역 경제 수준과 빈집 발생률이 반비례함을 알 수 있다. 대학교의 입지 또한 젊은 인구 유입 및 독립인구로 인해 높은 주택수요를 야기하여 빈집에는 부(-)의 영향을 미칠 것이다. 주택거래량은 해당 지역의 경제 활력 및 경제활동 참여율을 나타내는 변수이다. 대표적인 경제적 요인으로 언급되는 주택 가격과 실업을 관련 변수는 주택 관련 요인과 높은 다중공선성이 나타나 본 연구에서는 제외하였다. 주택 관련 요인 중 주택보급률은 이미 주택시장이 과포화시장임에도 불구하고 계속해서 신규주택 공급이 이루어짐으로써 빈집을 야기하는 것으로 해석할 수 있다. 노후주택은 낙후한 도시환경 수준을 나타낸다. 밀집한 노후주택 환경은 미흡한 인프라와 취약한 삶의 질과 연계되어 인근 주거 수요를 감소시키고 원주민까지 내쫓는 요인으로 언급된다. 추가적으로 설정한 도시계획적 요인으로는 진행 중인 도시재생사업 개수를 포함하여 본 사업이

TABLE 1. Definition of variables and data sources

Variable	Definition	Data Sources	
Dependent Variable	Ratio of vacant house	Housing Census	
Independent Variable	Demographical factors	Population density	Population Census
		Elderly population (over 65 years)	Population Census
		Fertile women (15~49 years)	Population Census
		Youth (20~29 years)	Population Census
		Local tax per capita (1,000 won)	Korea Urban Statistics
	Economic factors	Financial independence rate	Korea Urban Statistics
		House trading volumes	Korea Real Estate Board
		Number of university	Education Statistics
	Housing factors	Housing supply ratio	Population Census
		Number of old house (over 30 years)	Housing Census
Urban planning factors	Number of urban regeneration project	Urban Regeneration Information System	

실제로 빈집 문제 해결에 효과가 있는지를 보고자 하였다. 도시재생사업은 각 연도별 도시재생 뉴딜 사업을 기준으로 산정하였다. 본 연구에서 사용한 빈집 변수는 통계청에서 공표한 빈집 자료로서 '폐가를 제외한 매매, 임대, 이사, 미입주, 일시적 이용 등으로 인한 일시적 빈집'을 포함하며 시군구 단위로 집계된 데이터이다. 이에 본 연구는 동 단위 및 집계구를 대상으로 한 선행연구에서 빈집 발생 요인으로 자주 언급한 접도 조건, 필지면적과 같은 물리적 요인은 시군구를 대상으로 한 본 연구 범위와 맞지 않다고 판단하여 제외하였다.

2. 분석 방법

1) 공간회귀분석

OLS를 기반으로 한 일반적인 자료 분석 시에는 분석의 관측단위가 공간적으로 독립적임을 가정한다. 하지만 공간상에서 발생하는 현상들은 서로 공간적으로 상관되어 있기에 OLS 모형을 그대로 적용할 시 모수 추정에 있어 문제가 발생한다. 따라서 공간계량경제모형(spatial econometrics models)을 사용하여 공간효과를 통제할 필요가 있고, 이때 공간자료가 갖는 공간효과는 공간적 의존성(spatial dependence)과 공간적 이질성(spatial heterogeneity)이다. 공간적 의존성은 공간적 자기상관성, 공간적 종속성이라고도 불리며, 현상이 공간단위들 간에 서로 연관되어 있음을 의미한다(Lee, 2014). 빈집과 관련하여 공간적 의존성을 설명하는 대표적인 이론은 Wilson and Kelling(1982)의 깨진 유리창 이론으로, 이는 빈집이 개별로 산재하여 분포하기보다 공간적으로 군집화하는 경향이 있음을 의미한다(Yi and Kim, 2021). 공간의존성은 공간회귀분석을 이용하여 고려할 수 있으며, 공간회귀분석에는 공간공차모형(SLM: Spatial Lag Model)과 공간오차모형이 있다(SEM: Spatial Error Model). 공간공차모형은 인접 지역 관측값에 대한 영향력을 통제하기 위해 공간 상관항을 종속변수에 직접 반영한 모형이다(식 1).

$$y = pWy + x\beta + \epsilon \quad (1)$$

(W : 공간가중행렬, y : 종속변수 벡터, x : 독립변수 벡터, p : 공간계수, ϵ : 잔차 벡터)

공간오차모형은 공간적 자기상관이 발생하는 변수를 알 수 없거나 데이터 집계 단위와 실제 현상이 일어나는 공간 범위 간 불일치로 인해 오차의 공간적 자기상관이 발생했을 때 사용한다. 본 모형은 공간적 종속성이 오차에 존재하는 것으로 가정하고, 오차들 사이에 존재하는 자기상관을 통제하기 위해 각각의 오차 공분산을 만들어 공간적 의존성을 고려한다(식 2).

$$y = x\beta + u, \quad u = \lambda Wu + \epsilon \quad (2)$$

(W : 공간가중치행렬, y : 종속변수 벡터, x : 독립변수 벡터, u : 잔차 벡터, λ : 공간 계수)

공간적 의존성은 전역적(global) 관점과 국지적(local) 관점에서 측정할 수 있다. 전역적 관점에서 공간적 의존성을 측정하기 위한 지표로는 Moran's I, Geary's C, Lee's 통계량 등이 있다. 본 연구에서는 Moran's I 값을 사용하여 전역적 공간의존성 여부를 판단하였으며, 해당 통계량의 산출식은 식 3과 같다. 산출된 값은 -1에서 1 사이의 값을 가지며, 1은 공간단위 i 와 j 간의 완벽한 양(+)의 공간상관을, -1은 완벽한 음(-)의 공간상관을, 0은 공간의존성이 없음을 나타낸다(Lee, 2014).

$$\text{Global Moran's } I = \quad (3)$$

$$\frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

(i, j : 공간단위, n : 공간단위의 수, Y : 분석 대상 변수, \bar{Y} : Y 의 평균, w_{ij} : i 와 j 간의 공간가중치, $\sum_{j=1}^n w_{ij}$: 공간가중행렬)

일종의 지역 평균을 이용하여 연구지역 전체에 대한 단일의 공간종속성 값을 산출하는 전자의 통계량과 달리, 개별 공간단위들 간의 공간종속성을 분석할 수 있는 통계량을 LISA(Local Indicators of Spatial Association)라고 한다. Anselin(1995)이 제시한 Local Moran's I를 이용하는 LISA는 식 4와 같다. LISA 분석은 유사한 속성을 지닌 지역끼리 묶어 군집을 형성해주는데, 이 군집은 HH(High-High), LL(Low-Low), HL(High-Low), LH(Low-High)의 네 가지 유형으로 나뉜다. HH는 기준지역을 중심으로 높은 값 주변에 높은 값이 존재하는 군집이고, LL은 낮은 값 주변에 낮은 값이 존재하는 군집으로 본 두 가지 유형이 공간적 종속성을 형성하는 군집임을 알 수 있다. HL은 높은 값 주변에 낮은 값이, LH는 낮은 값 주변에 높은 값이 위치하는 유형으로, 이 두 가지 유형이 많을수록 Moran's I 통계량 값이 낮아진다(Jung and Jun, 2019).

$$Local\ Moran's\ I = \frac{\sum_j w_{ij}(Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_i (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (4)$$

(i, j : 공간단위, n : 공간단위의 수, Y : 분석 대상 변수, \bar{Y} : Y 의 평균, w_{ij} : i 와 j 간의 공간가중치)

공간단위 간 원근을 반영하기 위한 방법인 공간가중치(w_{ij})는 인접성(contiguity) 혹은 절대적 거리(distance) 기반의 두 가지 원근 설정법을 갖는다. 인접성 기반 공간가중치는 공간단위 간 경계의 접촉 여부로 원근을 판단하며, 거리 기반 가중치는 절대적 거리로 근접성을 판단한다(Lee, 2014). 인접성 기반 공간가중행렬 구축 방법은 퀸(Queen)과 룩(Rook) 방식, 비숍(Bishop) 등으로 세분되고, 거리 기반 공간가중행렬 구축 방법은 거리밴드(Distance band), K-최근접 이웃(K-nearest neighbors), 핵심(kernel) 방식 등으로 세분된다. 룩(Rook)은

두 지역의 경계선을 공유하는 방식이며, 비숍(Bishop)은 두 지역이 모서리를 공유하는 방식이다. 퀸(Queen)은 경계선과 모서리 모두를 공유하면 인접 지역으로 인식하는 방식이다. 거리밴드(distance band)는 일정 거리 내에 있는 지역에만 공간가중치를 할당하고, 그 이상의 거리에 위치한 지역에는 가중치를 할당하지 않는 방식이다. K-최근접 이웃(K-nearest neighbors) 방식은 인접 지역 개수를 설정하여 가중치를 부여하는 방식이다(Ji, 2021).

공간효과는 공간 분석의 단위가 커질수록 공간적 의존성에 비해 공간적 이질성 효과가 더 크게 나타난다(Yi and Kim, 2021). 공간적 이질성 혹은 공간불안정성(spatial non-stationarity)은 회귀계수가 모든 지역에서 동일한 것은 아님을 의미한다. 본 연구에서는 GeoDa에서 퀸 방식으로 공간가중행렬을 구축하여 공간적 종속성을 고려할 수 있는 공간회귀모형을 진행하였다.

2) 패널분석

패널분석이란 시계열 분석과 횡단면 분석을 동시에 수행하는 분석모형을 의미한다. 이는 다 지역에서 다기간에 걸쳐 나타나는 현상을 설명하기에 적절한 방법이다. 이는 횡단면분석이나 시계열분석과 비교했을 때 관측치의 수가 많기 때문에 자유도 문제를 줄여 보다 정확한 추정값을 얻을 수 있고, 시계열분석만으로는 얻을 수 없는 횡단 관측치 간의 이질성도 고려할 수 있다는 점에서 동태적 검정을 가능하게 한다(Kim, 2011).

패널분석은 사용하는 오차항의 형태에 따라 고정효과모형(Fixed Effect Model)과 확률효과모형(Random Effect Model)로 구분된다. 고정효과모형은 시간의 흐름에 따라 변하지 않고 관찰되지 않는 특정한 변수가 지역마다 잠재해 있고 시계열별 고유한 특성이 매 기간에 잠재해 있을 것이라 가정한다. 이에 반해 확률효과모형은 종속변수에 미치는 독립변수의 영향이 지역마다 시간마다 모두 고정되지 않고 확률적으로 변화한다고 가정한다. 따라서 고정효과모형은 각 개체 및 지역의 고유 특성을 완전히 통제하

여 회귀식의 내생성 문제를 해결하고 일치추정량을 도출한다는 장점이 있다. 하지만 개별특성 효과를 반영하는 과정에서 너무 많은 자유도를 소모하기에 추정된 계수값이 부정확해질 수 있다. 확률효과모형은 모든 변화량이 확률적이라 가정하기에 보다 효율적인 추정량 도출이 가능하지만, 실증분석에서 이를 충족하는 결과값을 얻기란 어렵다는 단점이 있다.

3) 공간패널분석

공간회귀분석과 패널회귀분석은 현상에 내재한 시공간적 종속성의 존재를 확인하고 그러한 종속성의 영향력을 분석에 반영하고 있으나, 횡단적 혹은 종단적 분석방법을 택일하여 시공간적 종속성의 동시적 고려는 간과하고 있다. 개체의 독립성을 전제로 하는 단순패널모형과 달리 공간패널모형은 인접 지역과의 공간적 의존성을 고려하기 때문에 보다 효과적인 통계적 추정이 가능하다. 공간패널모형은 공간상관항이 포함된 위치 및 시차 고려 여부에 따라 6개 유형으로 분류될 수 있으며, 본 연구 또한 동일 연구 자료에 대해 6개의 모형을 각각 적용하였다.

먼저, 공간상관항을 반영한 위치에 따라 공간패널모형은 공간자기회귀모형(SAR, spatial autoregressive model), 공간오차모형(SEM, spatial error model), 공간자기상관모형(SAC, spatial autocorrelation model), 공간더빈모형(SDM, spatial durbin model)으로 구분할 수 있다. 공간자기회귀모형(SAR)은 종속변수 자체가 공간적 자기상관성을 가지고 있는 경우 이를 공간자기회귀계수(ρ)를 통하여 모형에 반영한다. 식 5와 같으며, 이는 t 시점 i 지역 종속변수의 관측값이 t 시점 j 지역 종속변수의 영향을 받음을 의미한다. w_{ij} 는 공간가중치로서, 본 연구에서는 인접한 지역은 1, 인접하지 않은 지역은 0을 할당하는 이분 공간가중행렬을 통해 구축하였다.

$$Y = \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} Y_{jt} + X\beta + \mu_i + \epsilon \quad (5)$$

공간오차모형(SEM)은 오차에서 공간적 자기상관이 발생하는 경우 공간자기회귀오차계수(λ)를 통해 모형에 반영하는 모형이다. 이 때 오차는 결측치(omitted value)로 인해 오차항이 자기상관되어 있는 경우를 의미하며 식 6과 같다.

$$Y = X\beta + \mu_i + \phi, \quad \phi = \lambda \sum_{j=1}^N w_{ij} \phi + \epsilon \quad (6)$$

공간자기상관모형(SAC)은 공간적 자기상관성이 종속변수 및 오차에 복합적으로 내재함을 전제하여 두 유형의 공간자기회귀계수인 ρ 와 λ 모두를 사용하는 모형으로 식 7과 같다.

$$Y = \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} Y_{jt} + X\beta + \mu_i + \phi, \quad \phi = \lambda \sum_{j=1}^N w_{ij} \phi + \epsilon \quad (7)$$

LeSage and Pace(2010)는 한 현상의 종속변수가 인접 지역의 종속변수뿐만 아니라 독립변수에 의해서도 영향을 받을 수 있다는 가정에 따라 공간더빈모형(SDM)을 식 8과 같이 제시하였다. 본 모형의 공간가중된 종속변수는 SAR에서와 마찬가지로 ρ 계수를 이용하여 설명하고, 독립변수의 공간적 종속성은 θ 계수를 통해 설명한다. 이때 θ 는 공간가중된 독립변수의 평균값이 종속변수에 미치는 영향력을 의미한다.

$$Y = \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} Y_{jt} + X\beta + \theta \sum_{j=1}^N w_{ij} Z + \mu_i + \epsilon \quad (8)$$

앞서 살펴본 4개의 모형은 시간의 흐름에 따른 시간적 종속성은 고려하지 못한다는 한계가 있기에 본 연구에서는 시차를 통해 시간적 종속성을 통제된 동적 모형을 SAR과 SDM에 대해 적용한다. 동적 모형에서 사용하는 시차항은 식 9와 같다.

TABLE 2. Empirical models

Model	Dependent variable	Dependent Variable (t-1)	Weight of dependent variable (t-1)	Spatial weight of dependent variable	independent variable	Weight of independent variable	error of unit	Weight of error term	Error term
SAR	$y_{it} =$			$\rho w_{ij} y_{jt} +$	$x_{it} \beta +$		$u_i +$		ϵ_{it}
SEM	$y_{it} =$				$x_{it} \beta +$		$u_i +$	$\lambda w_{ij} \phi_{jt} +$	ϵ_{it}
SAC	$y_{it} =$			$\rho w_{ij} y_{jt} +$	$x_{it} \beta +$		$u_i +$	$\lambda w_{ij} \phi_{jt} +$	ϵ_{it}
SDM	$y_{it} =$			$\rho w_{ij} y_{jt} +$	$x_{it} \beta +$	$x_{jt} w_{ij} \theta +$	$u_i +$		ϵ_{it}
D.SAR	$y_{it} =$	$\tau y_{i(t-1)} +$	$\psi w_{ij} y_{j(t-1)} +$	$\rho w_{ij} y_{jt} +$	$x_{it} \beta +$		$u_i +$		ϵ_{it}
D.SDM	$y_{it} =$	$\tau y_{i(t-1)} +$	$\psi w_{ij} y_{j(t-1)} +$	$\rho w_{ij} y_{jt} +$	$x_{it} \beta +$	$x_{jt} w_{ij} \theta +$	$u_i +$		ϵ_{it}

$$\tau Y_{i(t-1)} + \psi \sum_{j=1}^N w_{ij} Y_{j(t-1)} \quad (9)$$

이는 t 시점 i 지역 종속변수의 관측값이 $t-1$ 시점 종속변수 관측값 ($Y_{i(t-1)}$)뿐만 아니라, $t-1$ 시점 인접 지역 (j)의 공간가중된 종속변수 관측값 ($Y_{j(t-1)}$)에도 영향을 받음을 의미한다(Yeom, 2020). 본 모형에서 사용한 6개의 공간패널모형을 정리한 것은 표 2와 같다.

분석결과

1. 기초통계량

사용한 공간패널자료는 2015년부터 2019년까지 총 5년간의 229개 시군구 지역을 대상으로 하고 있다. 변수의 기초통계량은 표 3과 같다. 대부분의 변수에서는 특이점이 발견되지 않았으나 1인당 지방세 변수의 경우 왜도, 첨도가 다소 높은 것으로 나타나 자연로그 변환을 취한 형태로 분석을 수행하였다. 해당 문제를 해결하기 위해 가지고 있는 데이터를 표준화시키는 방법도 있으나 표준화 방식은 변수의 정보를 상당부분 손실할 수 있다는 문제가 있다(Park *et al.*, 2011). 가임여성 인구 변수와 청년인구 변수는 높은 VIF 값이 나타나 다중공선성 문제의 우려가 있으나 선행연구 검토 시 본 연구에 필요한 변수로 판단되어 포함하여 분석을 진행하

TABLE 3. Descriptive statistics

Variable	Definition	Average	Standard Deviation	Min	Max
Dependent Variable	Ratio of vacant house	9.82	5.09	0.2	26.1
Demographical factors	Population density	3859.5	6,088.37	18.32	26,753.56
	Elderly population (over 65 years)	19.47	7.99	6.4	39.9
	Fertile women (15~49 years)	51,509.3	55,887.23	1,207	317,584
	Youth (20~29 years)	30,230.51	319,15.92	772	188,542
	Local tax per capita (1,000 won)	3.02	0.23	2.17	4.12
Economic factors	Financial independence rate	22.23	13.32	4	122
	House trading volumes	7,323.86	8,184.45	78	58,330
	Number of university	1.46	1.82	0	12
	Housing supply ratio	0.92	0.13	0.5	1.19
Housing factors	Number of old house (over 30 years)	12,827.29	9,047.99	743	76,897
	Urban planning factors	Number of urban regeneration project	0.61	0.99	0

Note: N=1145, n=229, t=5

TABLE 4. Correlation analysis

	종속변수	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	VIF
Population density(1)		1											2.37
Elderly population(2)		0.691	1										3.23
Fertile women(3)		-0.607	0.460	1									66.63
Youth(4)		-0.613	0.489	-0.679	1								66.45
Local tax per capita(5)		-0.059	-0.005	-0.276	0.127	1							1.95
Financial independence rate(6)		-0.452	0.231	-0.684	0.604	0.583	1						3.71
House trading volumes (7)		-0.500	0.329	-0.673	0.904	0.881	0.187	1					6.79
University(8)		-0.279	0.133	-0.436	0.545	0.600	0.051	0.330	1				2.15
Housing supply ratio(9)		0.861	-0.693	0.659	-0.555	-0.601	-0.194	-0.474	-0.441	1			3.66
Old house(10)		-0.224	0.348	-0.279	0.555	0.572	0.003	0.219	0.438	0.407	1		1.81
Regeneration project(11)		0.012	-0.001	-0.156	0.208	0.240	-0.003	0.090	0.208	0.253	-0.071	1	1.24

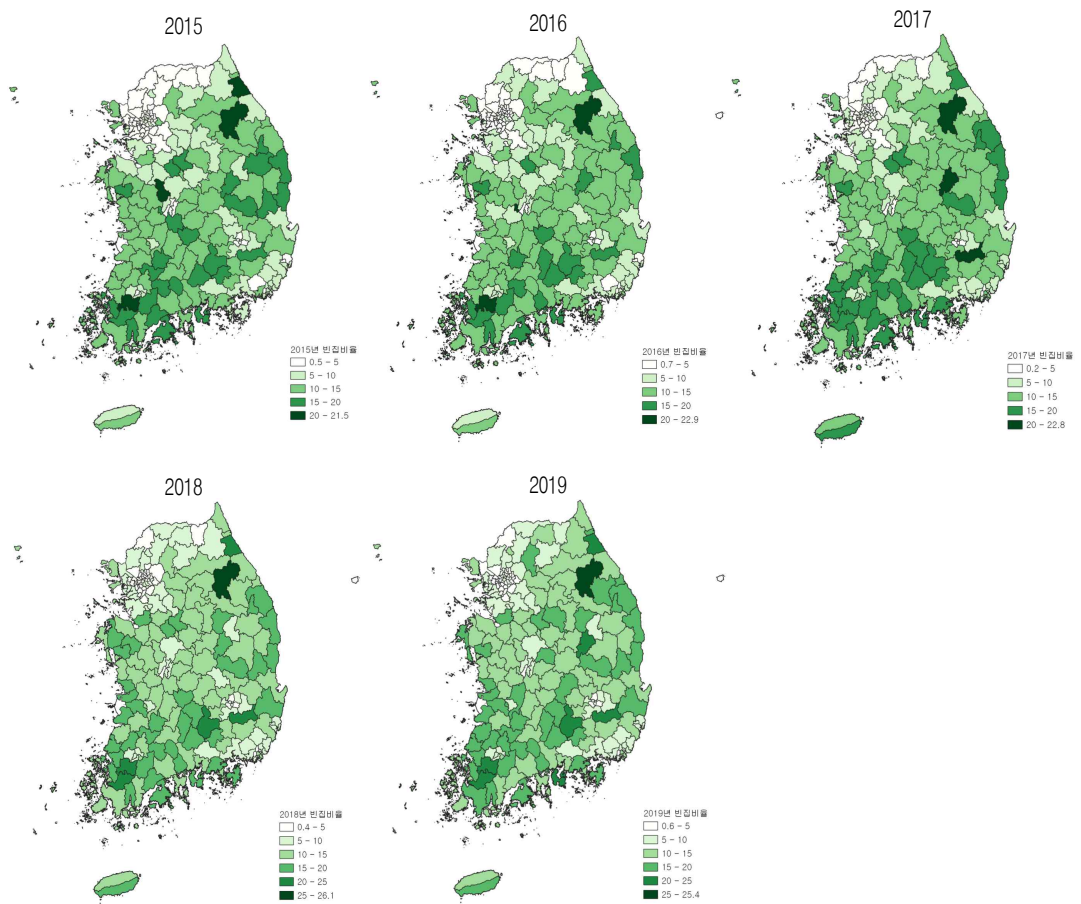


FIGURE 1. Spatial distribution of vacant house between 2015 and 2019

였다.

그림 1은 전국 시군구의 2015년~2019년 빈 집 발생 분포를 지도에 시각화하여 나타내었다. 강원도 평창군은 5년 내내 가장 높은 빈집률을 보인 것으로 나타났다. 또한 통계량을 도식화하여 나타냈을 때, 유사한 색을 가진 지역끼리 군집을 형성하고 있는 것으로 보아 해당 자료가 공간적 종속성을 내재하고 있음을 예상할 수 있다.

2. 공간상관성

공간계량모형을 사용하기 위해서는 먼저 종속 변수인 빈집비율에 공간상관성이 내재하는지를 살펴보아야 한다. 한 지역의 빈집 비율 변화량이 인접 지역 빈집 비율 변화를 유발함을 의미한다. 또한 한 지역의 독립변수의 변화가 인접 지역의 빈집 비율에 영향을 미칠 수도 있다. 따

라서 공간회귀분석을 시행하기에 앞서 종속변수와 독립변수의 공간상관성을 살펴보았다.

1) 전역적 공간상관성 분석

전국 빈집 비율의 전역적 Moran' s I 값은 표 5와 같이 강한 양의 값을 가지는 것으로 나타났다. 예로 2019년 한 지역의 빈집 비율 1% 증가는 인접 지역 빈집 비율 1% 증가에 0.697 만큼 영향을 끼침을 의미한다. 독립변수는 인구 밀도, 고령인구, 가임여성, 청년인구, 재정자립도, 주택거래량, 주택보급률 등에서 공간상관성이 나타났다. 이러한 결과는 공간적 상관성을 고려한 분석이 적용되어야 함을 의미한다.

2) 국지적 공간상관성 분석

LISA분석을 통한 5년간 빈집 비율의 공간적 군집의 결과는 그림 2와 같다. 2015년 HH 유

TABLE 5. Variables of Moran' s I

	Ratio of vacant house	Population density	Elderly population	Fertile women	Youth	Local tax per capita	Financial independence rate	House trading volumes	Number of university	Housing supply ratio	Number of old house	Number of urban regeneration project
2015	0.620	0.733	0.575	0.414	0.409	0.136	0.396	0.422	0.060	0.649	0.102	-0.023
2016	0.630	0.732	0.574	0.423	0.411	0.153	0.601	0.461	0.060	0.635	0.121	0.013
2017	0.674	0.734	0.572	0.433	0.419	0.215	0.559	0.453	0.060	0.644	0.116	0.062
2018	0.686	0.739	0.567	0.443	0.427	0.195	0.589	0.453	0.082	0.665	0.114	0.125
2019	0.697	0.740	0.563	0.453	0.433	0.208	0.574	0.433	0.082	0.671	0.122	0.103

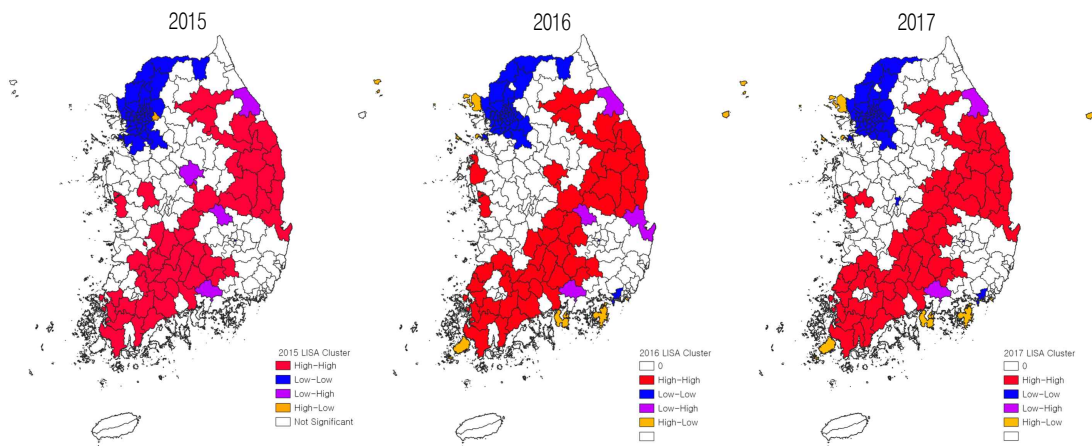


FIGURE 2. LISA Cluster Map

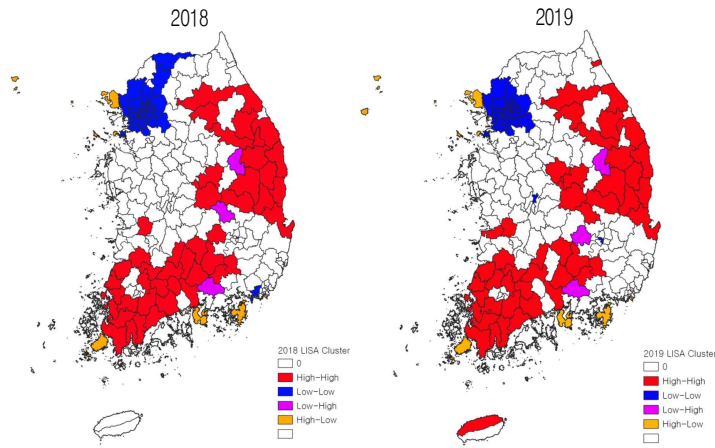


FIGURE 2. Continued

형은 47개, LL 유형은 54개로 나타났던 반면, 2019년 HH 유형은 48개, LL 유형은 52개인 것으로 나타났다. 5년 내내 HH 유형을 유지한 군집은 강원도 일대와 장수군, 임실군을 비롯한 전라북도 일대, 곡성군 등을 비롯한 전라남도 일부 지역 등에서 나타났다. 5년간 LL 유형으로 나타난 군집은 서울시 및 경기도 전역에서 나타났다. 빈집에 대한 공간적 군집은 시간이 지남에 따라 급격한 변화를 보이지는 않으나, 방치된 빈집이 시공간적으로 고착화되어 있음을 알 수 있다.

3. 공간회귀분석

빈집 발생 요인을 파악하는데 있어 공간적 상관성을 고려한 공간회귀모형의 분석 결과는 표 7과 같다. 공간회귀모형은 2019년 자료에 대해 GeoDa 프로그램을 통해 공간공차모형과 공간오차모형을 각각 수행하여 OLS회귀분석의 결과 값과 비교해 보았다. 모형의 설명력(R^2)은 일반회귀분석이 0.840으로 가장 낮고, 공간오차모형이 0.856으로 가장 높게 나타났다. LM 통계량 및 Robust LM 통계량, AIC, BIC에 근거하여 본 연구에서 적합한 공간회귀모형은 공간오차모형으로 나타났다. 이는 빈집 발생이 인근 지역 빈집 발생에 의한 것보다 기타 빈집 발생 요인에 의해 유발되는 영향이 더 큰 것으로 해

석할 수 있다. 공간자기회귀오차계수(λ) 또한 통계적으로 유의미한 것으로 나타났으며, 이는 모형에 내재한 공간적 상관성을 오차항에 반영하여 통제하였다는 데 의미가 있다. 통계량 중 Breusch-Pagan test는 이분산성의 존재를 나타내는데, 이는 통계적으로 유의미하지 않은 것으로 나타났다. 반면 Likelihood Ratio Test of Spatial Lag Dependence 통계량은 유의미한 것으로 나타났는데, 이는 공간자기회귀오차계수를 통해 공간적 종속성을 통제하였음에도 불구하고 여전히 개선의 여지가 있음을 나타낸다. 종속변수에 대한 독립변수의 영향력은 세 모형 모두 동일하게 나타나는 것을 볼 수 있다. 통계적으로 유의하게 정(+)적인 영향력을 끼치는 요인은 고령인구, 청년인구, 재정자립도, 주택보급률, 도시재생사업인 반면, 부(-)의 영향력을 행사하는 요인은 가임여성인 것으로 확인되었다.

공간회귀모형이 OLS회귀모형에 비해 오차항의 공간적 자기상관을 얼마나 통제하였는지를 보기 위해 그림 4와 같이 세 모형의 오차항에 대해 Moran's I 통계량을 도출하였다. 그 결과, OLS 회귀모형에 비해 공간회귀모형이 오차항에 내재한 공간적 상관성을 잘 통제하였음을 알 수 있었으며, 특히 공간오차모형은 오차항에 내재한 모형의 공간적 종속성을 거의 통제하였음을 알 수 있다.

TABLE 6. OLS regression and spatial regression

		OLS 2019	SLM 2019	SEM 2019
		Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)
Intercept		-25.620*** (2.220)	-25.170*** (2.128)	-24.180*** (2.171)
Demographical factors	Population density	-0.000012 (0.000)	0.000017 (0.000)	-0.000019 (0.000)
	Elderly population (over 65 years)	0.097507** (0.033)	0.092907** (0.031)	0.093974** (0.033)
	Fertile women (15~49 years)	-0.000112*** (0.000)	-0.000105*** (0.000)	-0.000113*** (0.000)
	Youth (20~29 years)	0.000172*** (0.000)	0.000163*** (0.000)	0.000179*** (0.000)
Economic factors	Local tax per capita (1,000 won)	0.000264 (0.000)	0.000285 (0.000)	0.000278 (0.000)
	Financial independence rate	0.061509* (0.027)	0.062625* (0.026)	0.056323* (0.026)
	House trading volumes	-0.000051 (0.000)	-0.000048 (0.000)	-0.000044 (0.000)
	Number of university	0.016013 (0.122)	-0.012097 (0.117)	0.009305 (0.112)
Housing factors	Housing supply ratio	34.8197 (2.225)***	33.1187*** (2.219)	33.6368*** (2.120)
	Number of old house (over 30 years)	0.000001 (0.000)	-0.000006 (0.000)	-0.000011 (0.000)
Urban planning factors	Number of urban regeneration project	0.558139*** (0.128)	0.527913*** (0.123)	0.498617*** (0.120)
Model test				
R^2		0.840	0.846	0.856
AIC		1007.160	1002	990.244
BIC		1048.360	1046.63	1031.45
Jarque-Bera test		23.304***	-	-
Breusch-Pagan test		11.136	10.8983	10.686
Spatial dependency				
Spatial dependence of error term		0.187***	-	-
LM test(lag)		7.832**	-	-
Robust LM test(lag)		0.931	-	-
LM test(error)		19.139***	-	-
Robust LM test(error)		12.238***	-	-
Spatial Dependence Likelihood Ratio Test		-	7.164**	16.916***

Note: ***: P<0.01, **: P<0.05, *: P<0.1

4. 공간패널분석

빈집 발생요인을 보다 정확하게 추정하기 위해 공간패널모형 분석을 진행하였다. 공간패널 분석을 수행하기 전에 동일 패널자료에 대해 일반적인 패널모형의 고정효과모형과 확률효과모

형을 모두 실시하여 결과값을 비교하였다. 하우스만 검정 결과, 두 모형의 체계적인 차이가 존재하는 것으로 나타나 고정효과모형이 적합한 것으로 도출되었다. 즉, 내생성이 연도에 따라 고정되어 있는 것으로 나타났다. 두 모형의 결

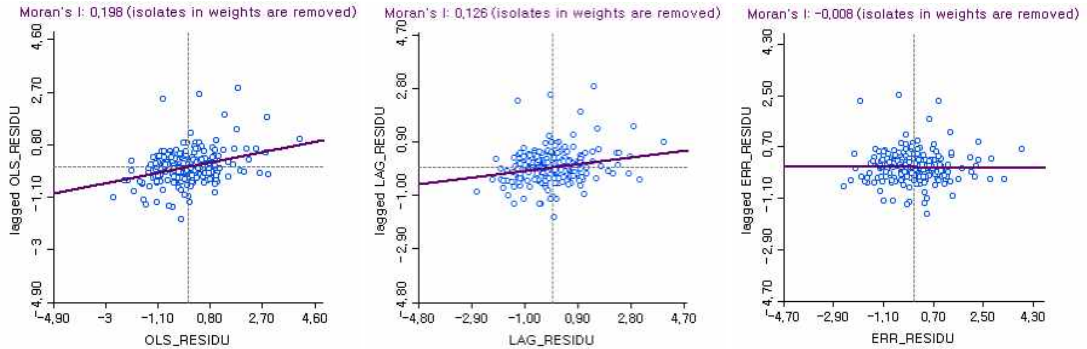


FIGURE 4. Moran's I scatter plot of error in OLS and spatial regression

과를 비교해보면, 개체 내 분산을 이용하는 고정효과모형의 *within R*² 값이 0.731로 확률효과 모형에 비해 더 큰 것으로 나타난 반면, 모형의 전반적인 설명력은 확률효과모형이 0.779로 더 큰 것을 알 수 있다.

다른 변수를 통제한 상태에서, 고정효과모형의 가임여성 1,000명 증가는 빈집 발생 비율을 3.4% 감소시키는 것으로 나타났고, 주택거래량 1,000건 증가 시 빈집 발생 비율은 5.4% 가량 증가할 것을, 주택보급률 1% 증가 시 빈집 비율은 52.7% 가량 증가할 것을 추정할 수 있다. 개별특성효과가 시간에 따라 고정되어 있지 않고 확률적으로 나타난다고 가정할 시, 빈집 발생 비율에 유의한 영향을 미치는 변수는 추가적으로 인구밀도, 고령인구, 청년인구, 1인당 지방세, 대학교 수, 도시재생사업도 있는 것으로 나타났다.

1) 정적 공간 패널모형

빈집 발생에 내재한 시공간 종속성을 토대로 고정효과모형을 적용하여 공간패널분석을 실시하였다. 공간패널모형에 부여된 공간가중치(ρ , λ)가 통계적으로 유의하지 않다면 공간패널모형을 사용할 이유가 없는데, 표 8과 같이 분석 결과에서 공간더빈모형이 공간가중치(ρ)가 유의하지 않음을 볼 수 있다. 네 모형이 유사한 AIC 값을 가지므로 BIC 및 로그우도 값 기준으로 모형을 선택할 시에도 공간더빈모형의 적합성이

상대적으로 떨어짐을 볼 수 있다. 공간더빈모형은 공간적 종속성이 종속변수뿐만 아니라 독립변수에 내재함을 가정하는 모형으로, 종속변수에 내재한 공간적 종속성은 공간자기회귀계수(ρ)에 의해, 독립변수에 내재한 공간적 종속성은 각 독립변수들에 부여한 공간가중치에 의해 설명된다. 따라서 빈집 발생에 영향을 미치는 요인은 인근 지역의 빈집 발생 요인이 아닌, 빈집 발생 그 자체 혹은 오차항에 내재되어 있음을 알 수 있다.

공간더빈모형을 제외한 나머지 3개 모형의 결과값을 종합적으로 정리해 보았을 때, 빈집 발생에 대한 독립변수들의 영향력을 설명함에 있어 3가지 모형의 결과값은 유사하게 나타났다. 빈집에 대해 공통적으로 양(+)의 영향력을 행사하는 변수는 주택거래량과 주택보급률이며, 음(-)의 영향력을 가지는 변수는 가임여성인 것이 도출되었다. 주택거래량과 주택보급률은 동시에 지역의 높은 주택시장참여율과 그로 인한 주택공급과잉 때문에 발생한 빈집 비율 증가시킬 수 있는 요인이며, 가임여성은 그 수가 많을수록 현 세대의 가족구성에 따른 주택수요에 긍정적 영향을 주어 빈집 비율을 줄일 수 있는 요인이다.

2) 동적 모형

앞서 4개의 정적 공간패널모형과 달리 동적 공간패널모형은 공간데이터가 가지는 공간적 영

TABLE 7. Static spatial panel model

		Panel Model (Fixed Effect)	Panel Model (Random Effect)	SAR	SEM	SAC	SDM	
		Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	
Spatial dependence	$\rho(W_{ij}y_{jt})$	-	-	0.128658*** (0.030)	-	0.066283* (0.049)	0.163274 (0.042)	
	$\lambda(W_{ij}y_{jt})$	-	-	-	0.190098*** (0.042)	0.118774* (0.070)	-	
Independent variable (x_{it})	Population density	-0.000060 (0.000)	0.000140*** (0.000)	-0.000157 (0.000)	-0.000169 (0.000)	-0.000175 (0.000)	-0.000295 (0.000)	
	Elderly population (over 65 years)	0.057002 (0.031)	0.054385* (0.021)	-0.008636 (0.031)	0.057357* (0.029)	0.022771 (0.038)	-0.001190 (0.053)	
	Fertile women (15~49 years)	-0.000034** (0.000)	-0.000056*** (0.000)	-0.000033* (0.000)	-0.000034** (0.000)	-0.000034** (0.000)	-0.000032** (0.000)	
	Youth (20~29 years)	0.000028 (0.000)	0.000077*** (0.000)	0.00022 (0.000)	0.000039* (0.000)	0.000032 (0.000)	0.000039 (0.000)	
	Local tax per capita (1,000 won)	-0.292177 (0.287)	0.792510** (0.278)	-0.296534 (0.253)	-0.183817 (0.270)	-0.230271 (0.266)	0.106650 (0.305)	
	Financial independence rate	-0.001573 (0.005)	0.000368 (0.005)	-0.001321 (0.004)	-0.003381 (0.004)	-0.002604 (0.004)	-0.004466 (0.005)	
	House trading volumes	0.000054*** (0.000)	0.000045*** (0.000)	0.000054*** (0.000)	0.000051*** (0.000)	0.000053*** (0.000)	0.000047*** (0.000)	
	Number of university	-0.113883 (0.205)	0.226291* (0.090)	-0.172826 (0.181)	-0.202312 (0.179)	-0.197866 (0.181)	-0.160206 (0.179)	
	Housing supply ratio	52.73249*** (1.421)	42.57823*** (1.204)	52.0044*** (1.263)	52.69332*** (1.255)	52.51792*** (1.274)	52.07755*** (1.288)	
	Number of old house (over 30 years)	-0.000022 (0.000)	-0.000017 (0.000)	-0.00023* (0.000)	-0.00020* (0.000)	-0.000022* (0.000)	-0.000022* (0.000)	
	Number of urban regeneration project	0.056924 (0.042)	0.114854** (0.041)	0.032422 (0.253)	0.029764 (0.038)	0.027575 (0.038)	0.01229 (0.038)	
	Spatially weighted independent variable ($W_{ij}x_{jt}$)	Population density						0.000942* (0.000)
		Elderly population (over 65 years)						0.034372 (0.068)
		Fertile women (15~49 years)						0.000002 (0.000)
		Youth (20~29 years)						-0.000096** (0.000)
Local tax per capita (1,000 won)							-0.960527 (0.493)	
Financial independence rate							0.015951* (0.006)	
House trading volumes							0.000024 (0.000)	
Number of university							0.943778* (0.378)	
Housing supply ratio							-7.135111* (3.399)	
Number of old house (over 30 years)							-0.000005 (0.000)	
Number of urban regeneration project						0.226888*** (0.071)		

TABLE 7. Continued

		Panel Model (Fixed Effect)	Panel Model (Random Effect)	SAR	SEM	SAC	SDM
		Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)	Coef. (S.E)
Goodness of fit	R^2	within	0.731	0.713	0.732	0.731	0.741
		between	0.776	0.785	0.773	0.771	0.606
		overall	0.765	0.779	0.760	0.759	0.605
	loglikelihood	-	-	-1135.798	-1135.288	-1134.400	-1116.534
	AIC	2313.911	-	2297.597	2296.576	2296.801	2281.069
	BIC	2374.429	-	2363.158	2362.137	2367.405	2402.104

Note: ***: $P < 0.01$, **: $P < 0.05$, *: $P < 0.1$

향과 시차에 의해 발생하는 시간적 종속성을 동시에 통제하면서 회귀식을 추정하므로 추정 결과의 신뢰성을 높일 수 있다. 본 연구에서도 동

적 공간자기회귀모형과 동적 공간더빈모형을 추가적으로 실시하여 정적 모형의 결과 값과 비교하였다. 표 9에서 볼 수 있듯, 앞서 정적 공간

TABLE 8. Dynamic spatial panel model

		D.SAR	D.SDM
		Coef. (S.E)	Coef. (S.E)
Spatial dependence	$\tau(y_{-1})$	0.092*** (0.017)	0.091*** (0.017)
	$\rho(W_{ij}y_{jt})$	0.179*** (0.029)	0.274*** (0.042)
	$\psi(W_{ij}y_{j-1})$	0.028 (0.032)	0.054 (0.033)
Independent variable (x_{it})	Population density	0.000071 (0.000)	0.000015 (0.000)
	Elderly population (over 65 years)	-0.061798* (0.031)	-0.092804 (0.050)
	Fertile women (15~49 years)	-0.000007 (0.000)	-0.000005 (0.000)
	Youth (20~29 years)	0.000006 (0.000)	0.000007 (0.000)
	Local tax per capita (1,000 won)	-0.161352 (0.193)	0.451206 (0.236)
	Financial independence rate	0.016518*** (0.005)	0.01338 (0.006)
	House trading volumes	0.000038*** (0.000)	0.000032*** (0.000)
	Number of university	-0.134850 (0.142)	-0.114913 (0.140)
	Housing supply ratio	54.51135*** (1.260)	54.30245*** (1.257)
	Number of old house (over 30 years)	-0.000005 (0.000)	-0.000005 (0.000)
Number of urban regeneration project	-0.026045 (0.032)	-0.034656 (0.032)	

TABLE 8. Continued

	D.SAR		D.SDM	
	Coef.	(S.E)	Coef.	(S.E)
Spatially weighted independent variable ($W_{ij}x_{jt}$)	Population density	-	0.000233 (0.000)	
	Elderly population (over 65 years)	-	0.080231 (0.066)	
	Fertile women (15~49 years)	-	-0.000000 (0.000)	
	Youth (20~29 years)	-	-0.000015 (0.000)	
	Local tax per capita (1,000 won)	-	-1.390664*** (0.380)	
	Financial independence rate	-	0.005105 (0.008)	
	House trading volumes	-	0.000019 (0.000)	
	Number of university	-	0.820103** (0.304)	
	Housing supply ratio	-	-12.86519*** (3.507)	
	Number of old house (over 30 years)	-	-0.000014 (0.000)	
	Number of urban regeneration project	-	0.124442* (0.061)	
Goodness of fit	R^2	within	0.816	0.822
		between	0.767	0.711
		overall	0.763	0.712
	loglikelihood	-612.413	-593.043	
	AIC	1221.081	1203.912	
BIC	1293.382	1329.232		

Note: ***: P<0.01, **: P<0.05, *: P<0.1

패널분석에서 통계적 유의성이 없는 것으로 나타났던 공간더빈모형의 공간상관성 지표(ρ)는 시차를 고려할 시 유의한 것으로 나타났다. 이는 동적 공간패널분석이 정적 공간패널분석보다 더 많은 분산을 설명할 수 있음을 의미한다. 따라서 본 연구에서도 동적 공간패널모형을 사용하는 것이 가장 적합한 것으로 나타났다.

빈집 발생요인 추정을 돕는 모형 선정에 있어 모형의 설명력(R^2) 및 AIC, BIC를 고려할 때, 두 모형의 극명한 차이는 없는 것으로 나타났고 설명변수의 영향력 또한 유사하게 나타나 두 모형을 종합적으로 고려하여 해석하였다. 우선 공간종속성과 관련하여 이전 시점(y_{it-1}), 인근지

역($W_{ij}y_{jt}$), 이전 시점의 인근지역($W_{ij}y_{it-1}$) 모두 정(+)적으로 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. 이 중 가장 크게 작용한 영향력은 인근지역(ρ)으로, 시공간적 종속성을 모두 고려했을 시 이웃지역의 빈집의 영향력이 크게 나타남을 알 수 있다. 또한, 이전 시점의 빈집이 다음해 빈집 발생에도 유의한 영향을 끼치는 것으로 나타나 빈집은 시공간적으로 고착화되는 현상임을 알 수 있다.

설명변수 상으로 본 결과를 해석할 시, 두 모형 모두에서 통계적으로 유의미한 빈집 발생 요인은 최종적으로 주택거래량과 주택보급률인 것으로 나타났다. 이는 앞서 정적 공간패널분석 결과에서 논의했던 바와 같이, 주택 미분양이

확산되고 있음에도 대규모 주택 공급이 예정된 현 주택 시장의 문제가 빈집에 영향을 주는 주된 요소임을 알 수 있다.

결론 및 시사점

본 연구는 시공간적 종속성을 동시에 고려하여 빈집 발생요인을 추정하였다. 분석 결과를 요약하면 다음과 같다. 먼저, 국내 시군구 단위에서 빈집 발생은 강한 공간적 자기상관성을 가지고 있음이 확인되었다. 국지적 관점에서 바라봤을 때 특히, 강원도, 전라남도, 전라북도 일대에 빈집 분포가 군집을 이루고 있었다. 이는 공간회귀분석을 통해 공간적 종속성을 통제한 후 빈집 발생요인을 추정하는 것이 효율적임을 알려준다. 다음으로 공간적 종속성을 통제한 후 빈집 요인 추정을 진행하였다. 그 결과, 국내 빈집 발생의 공간적 의존성은 종속변수인 빈집 그 자체보다 오차항에 내재한 경로 간주하는 것이 보다 효율적임을 알 수 있었다. 이는 요인 추정을 진행함에 있어 시간적 종속성을 간과한 결과로 볼 수 있다. 마지막으로, 단순 시계열분석이나 횡단면분석만으로는 빈집 발생 요인을 정확히 추정하는 데 한계가 있을 것이라 판단하여 시공간적 종속성을 동시에 고려할 수 있는 모형인 공간패널모형을 적용하였다. 이 때 시차를 고려하지 않을 시에는 공간단면모형의 공간가중회귀계수(ρ)가 통계적 유의성이 없는 것으로 나타난 데 비해 이전 시점 인접 지역의 영향력까지 고려하는 시차 반영이 가능할 시, 유의한 영향력을 갖는 것으로 나타난 점은 고착화되는 빈집 현상을 보여주는 흥미로운 연구결과이다. 이는 동적 공간패널모형이 분석을 수행함에 있어 보다 많은 오류의 가능성을 통제하여 효과적인 추정을 할 수 있음을 의미한다. 최종적으로 동적 공간패널모형이 밝힌 빈집 발생요인은 주택 거래량과 주택보급률이다. 이는 과거 지방도시의 쇠퇴 및 양호하지 못한 인프라 등이 방치 주택을 양산해왔던 데 비해, 최근에는 건설허가건수의 과잉 및 미분양·미입주 등으로 인한 유휴·방치 부동산이 증가하고 있음을 보여준다

(Nam *et al.*, 2016).

서울을 비롯한 수도권 주요 도시에서는 주택 수요를 유지할 수 있겠지만 비수도권의 지방 중소도시에서는 빈집이 지속적으로 발생할 것으로 예상된다. 지역별 빈집 분포의 불균등은 지방도시 쇠퇴를 가속화시킬 것이며, 본 연구 결과에 따라 빈집의 고착화되는 속성에 의해 단기적인 해결도 어려울 것으로 보인다. 따라서 지속가능한 관점에서 지방도시의 주택 공급을 계획하고 중장기적인 측면에서 삶의 질을 높일 수 있는 여건 조성이 필요할 것이다. 또한 빈집이 고착화되지 않도록 리모델링 등의 정책도 적극적으로 추진할 필요가 있다.

지금껏 빈집 발생요인을 추정한 정량적 연구들은 핫스팟분석, 다중회귀분석, 공간회귀분석에 그쳐왔다. 이는 각 방법론에 따라 빈집들이 시공간적으로 독립적으로 발생함을 전제로 하고 있다. 선행 연구들에서 살펴보았듯, 빈집의 부정적 영향 중 하나는 인근 지역의 슬럼화로, 번져나가는 형태의 과급효과를 갖는다는 점이다. 본 연구는 공간 효과와 시차 효과를 통제한 뒤 빈집 발생 추이를 살펴보기 위해 6가지 종류의 공간패널회귀모형을 사용하여 비교 분석하여 시공간 종속성과 빈집발생 요인을 파악하였는데 차별성이 있다. 하지만 국내 빈집 문제가 활발히 이루어지기 시작한 것은 2000년대 초반이기에 보다 넓은 패널자료를 구축하여 추후 연구를 진행할 필요가 있다. **KAGIS**

REFERENCES

- Anselin, L., 1995. Local indicators of spatial association. | LISA. Geographical Analysis.
- Baba, H. and Hino, K. 2019. Factors and tendencies of housing abandonment: An analysis of a survey of vacant houses in Kawaguchi City, Saitama. Japan Architectural Reveiw, 2:367-375.
- Cho, J., Park, M., Song, H., Moon, G. 2020. A study on the improvement of the

- empty homes management policy system based on the analysis of the causes of empty homes and neighborhood impact. Sejong: Korea Research Institute for Human Settlements (조정희, 박미선, 송하승, 문근식. 2020. 빈집 발생원인과 근린영향 분석을 통한 빈집관리체계 개선방안 연구. 세종: 국토연구원).
- Han, S.K. 2018. A Study on Spatial Cluster and Fixation Process of the Vacant Houses in Iksan. *The Korea Spatial Planning Review* 97:17-39 (한수경. 2018. 빈집의 공간적 군집과 고착화에 관한 실증 연구: 전라북도 익산시를 대상으로. 국토연구, 97:17-39).
- Hong, S.H., Park, D., Cho, I-s., and Park, C.I. 2021. The geographic distribution of vacant homes and the determinants of their occurrence. *Chungnam Studies*, 5(1): 121-135 (홍성효, 박동규, 조인성, 박찬일. 2021. 빈집의 지리적 분포와 빈집발생 결정 요인. 충남연구, 5(1):121-135).
- Hur, W. 2021. Property tax improvement plan for vacant house maintenance. Korea Institute of Local Finance (허원제. 2021. 빈집 정비를 위한 재산세제 개선방안. 한국지방세연구원).
- Jang, M.J. and Kwon, S.M. 2021. An Analysis of the Determinants of Vacant Housing Occurrence. *Journal of The Korean Management Association* 34(2): 77-96 (장명준, 권성문. 2021. 빈집 발생에 미치는 지역 환경요인 분석. 도시행정학보, 34(2):77-96).
- Jeon, Y. and Kim, S. 2016. The Causes and Characteristics of Housing Abandonment in an Inner - city Neighborhood - Focused on the Sungui - dong Area, Nam - gu, Incheon. *Journal of The Urban Design Institute of Korea* 17(1):83-100 (전영미, 김세훈. 2016. 구시가지 빈집 발생의 원인 및 특성에 관한 연구 - 인천 남구 송의동 지역을 중심으로. 도시설계, 17(1):83-100).
- Ji, J-M. 2021. A study on the distribution and characteristics of empty house by region using spatial information. Ph.D Dissertation. Dong-Eui University. (지정목, 2021. “공간정보를 활용한 지역별 빈집 분포와 특성에 관한 연구”, 동의대학교 대학원 박사학위논문).
- Jung, S. and Jun, H-J. 2019. Exploring Spatial Dependence in Vacant Housing Growth. *Journal of Korea Planning Association* 54(7):89-102 (정수영, 전희정. 2019. 빈집 증가의 공간적 자기상관성에 대한 탐색적 연구. 국토계획, 54(7):89-102).
- Kremer, P., Hamstead, Z.A., ·McPhearson, T. 2013. A social-ecological assessment of vacant lots in New York City. *Landscape and Urban Planning* 120:218-233.
- Kim, Y-G, Kim, S-B, An, P-G, Cho, and H-S. 2022. A Study on the Problems and Improvement Plans of the Rural Vacant House Policy. *Korean Institute of Rural Architecture* 24(1):19-26. (김용균, 김상범, 안필균, 조한솔. 2022. 농촌 빈집 정책의 문제점 및 개선안에 관한 연구. 한국농촌건축학회논문집, 24(1):19-26).
- Kim, K-h., Han, E.J., Sohn, S.Y. 2018a. Identifying Influential Factors to Residential Vacancy in Seoul Based on a Geographically Weighted Lasso Model. *Industrial Engineering & Management Systems* 44(1):54-68. (김경혜, 한은진, 손소영. 2018a. 지리가중라소 모형을 활용한 서울시 빈집 발생 영향요인 탐색 연구. 대한산업공학회지, 44(1):54-68).

- Kim, S.B. 2011. Decentralization and Regional Disparity: A Panel Data Analysis of South Korea. *Journal of the Korean Regional Science Association* 27(4):41-64 (김성배. 2011. 패널회귀분석을 이용한 지방분권과 지역격차의 관련성 분석. *지역연구*, 27(4): 41-64).
- Kim, J-y. and Kim, H-y. 2021. Analysis of Spatial Characteristics of Vacant Houses using Geographic Weighted Regression Model - Focus on Busan Metropolitan City -. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 24(1): 68-79. (김지윤, 김호용. 2021. 지리가중회귀모형을 적용한 빈집 발생의 공간적 특성 분석 -부산광역시를 대상으로-. *한국지리정보학회지*, 24(1):68-79).
- Kim, H-J., Han, H.K., and Yeo, K-H. 2018b. Effects of Regional Characteristics on Housing Abandonment: Focused on Demographic Change and Residential Environment. *Korean Journal of Urban Studies*, 13:43-76 (김현중, 한홍구, 여관현. 2018b. 지역적 특성이 빈집 발생에 미친 영향: 인구구조 및 정주환경을 중심으로, *도시연구*, 13:43-76).
- Lee, D.Y. 2019. A Study on the Factors Contributing to Emerging Vacant Houses and Countermeasures according to the Neighborhood Characteristics in the Old City Center of Incheon. *Journal of the Korean Urban Geographical Society* 22(2):127-142 (이다예. 2019. 빈집 발생 촉발요인과 근린환경 특성에 따른 대응방안 연구: 인천광역시 구도심을 사례로. *한국도시지리학회지*, 22(2):127-142).
- Lee, S.H. 2014. Understanding Spatial Dependence and Using Spatial Regression Analysis. *Korea Policy Science Review*, 18(3):39-79 (이석환. 2014. 공간의존성에 대한 이해와 공간회귀분석의 활용. *한국정책과학학회보*, 18(3):39-79).
- Lee, S-Y. and Joo, h-s. 2021. Determinants Occurrence Factors of Vacant Houses Using Spatial Regression Analysis - Focusing on Vacant Houses of Detached Houses in Gyeongsangnam-do -. *Journal of the Architectural Institute of Korea* 37(9):93-100 (이소영, 주희선. 2021. 공간회귀 분석을 활용한 빈집 발생 요인 분석 -경상남도 단독주택 빈집을 대상으로 -. *대한건축학회논문집*, 37(9):93-100).
- Lee, S., Joo, h-s., Kim, K., and Kim, D. 2021. Effect of an Increase in Local Vacant Houses on Housing Sales. *Journal of The Residential Environment Institute of Korea* 19(4):13-24 (이소영, 주희선, 김경원, 김도현. 2021. 지역 내 빈집 증가가 주택 매매가격에 미치는 영향 분석. *주거환경*, 19(4):13-24).
- LeSage, J., and Pace, R.K. 2010. *Introduction to Spatial Econometrics*. NW: CRC press.
- Nam, J. 2014. The reason of vacant houses' generation and the method of management. *Journal of Regional Studies*, 22(4):187-215 (남지현, 2014. 일본의 빈집형성의 원인과 대처 방안 - 일본 국토교통성의 장기우량주택등유지환경정비사업을 중심으로-. *지역사회연구*, 22(4):187-215).
- Nam, J, Han, K, and Lee, C. 2016. Factors contributing to residentail vacancy and some approaches to management in Gyeonggi Province, Korea 8(4):367.
- Park, E-J. and Lim, M. 2020. Analysis of Characteristics of Hotspot Area of Vacant House In Jeonju. *Housing Studies* 28(2):131-150 (박의준, 임미화. 2020. 전

- 주시 빈집 핫스팟 지역 특성 분석. 주택연구, 28(2):131-150).
- Park, J. 2022. Crisis of regional decline and response strategies. *Regional Industry and Employment*, 1:35-49 (박진경. 2022. 지역의 지방소멸 위기와 자생적 대응전략. 지역산업과 고용, 1:35-49).
- Park, J-I. and Oh, S.K. 2018. Spatial Pattern and Causative Factor Analysis of Vacant Housing in Daegu, South Korea Using Individual-level Building DB. *Journal of the Korean Regional Science Association* 34(2):35-47 (박정일, 오상규. 2018. 개별건축물 데이터를 활용한 대구광역시 빈집 발생의 공간적 분포 및 발생요인 분석. 지역연구, 34(2):35-47).
- Park, J.T., Lee, S-b., Kim, D-G., and Sung, J. 2011. Traffic Accident Research Using Panel Analysis - Focusing on Seoul Metropolitan Area -. *Journal of the Korean Society of Safety* 26(6):130-136 (박준태, 이수범, 김도경, 성정근. 2011. 패널분석을 이용한 서울시 교통사고분석 연구. 한국안전학회지, 26(6):130-136).
- Seol, Y-J., Kim, J-Y., and Kim, H. 2022. Analysis of Spatial Characteristics of Vacant House in Consideration of the Modifiable Areal Unit Problem(MAUP) - Focused on the Old Downtowns of Busan Metropolitan City. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 25(1):120-132 (설유정, 김지윤, 김호용. 2022. 공간단위 수정가능성 문제(MAUP)를 고려한 빈집 발생지역의 특성 분석 - 부산광역시 원도심 일대를 중심으로 -. 한국지리정보학회지, 25(1):120-132).
- Son, E.J., Maeng, H.Y., and Lee, H-Y. 2015. The Spatio-Temporal Patterns of the Vacant Homes Clusters and Their Impact on the Neighborhood Land Price - The Case of Busan Metropolitan City -. *Journal of Real Estate Analysis*, 1(1):71-90 (손은정, 맹희영, 이희연. 2015. 공폐가 밀집지역의 시·공간 패턴과 근린 부동산 가격에 미치는 영향 - 부산광역시를 대상으로 -. 부동산분석, 1(1):71-90).
- Statistics Korea. 2022. Housing Census (통계청. 2022. 주택총조사).
- Wilson, J.Q. and Kelling, G.L., 1982. Broken Windows: Police and Neighborhood Safety. *The Atlantic Monthly* 249(3):29-38.
- Yeom, Y. 2020. Examination of relationship between theft/violent crime and social structural variables with spatial panel data models. *Korean Criminological Review* 31(3):201-232 (염윤호. 2020. 공간패널모형을 활용한 절도 및 폭력범죄와 사회구조적 변인 간의 관계 분석. 형사정책연구, 31(3):201-232).
- Yi, C. and Kim, K. 2021. Differences in Factors Affecting the Increase and Decrease of Vacant Houses among the Local Governments Considering Spatial Effects. *Journal of Korea Planning Association* 56(3):142-156 (이창효, 김기중. 2021. 공간효과를 고려한 지역 간 빈집 증감의 영향요인 차이. 국토계획, 56(3):142-156). 