

# 공간 패널 모형을 이용한 인터넷 정보 검색과 서울시 아파트 매매 및 전세가격 간 관계 분석\*

Spatial Panel Analyses on the Relationship between  
Internet Information Searching and Apartment Sale and Chonsei Prices in Seoul

김 대 원 (Kim, Daiwon)\*\*  
유 정 석 (Yu, Jungsuk)\*\*\*

## < Abstract >

This study explored the relationship between Internet information searches and apartment sale price and Chonsei prices in Seoul. Naver Trend data was collected using the keywords "XXX-gu apartment" and "XXX-gu Chonsei" targeting 25 autonomous districts in Seoul and for which relevant apartment sale price and Chonsei price indices were obtained. Because the data set possesses geographical attributes, it was possible to examine Moran's-I of error terms for ordinary panel data regression results. The study verified that the panel SAR model was appropriate for reducing the spatial correlation in all models. It can be concluded from the estimation results that Internet information searches about apartments have a positive effect on apartment sale prices but that information searches about Chonsei have a negative effect on apartment sale prices although Chonsei prices seem unaffected. The relationship between district-specific Internet information searches and apartment sale prices can be described by the spatial spillover effect. Analysis of this effect reveals that the sign of the indirect (spillover) effect differs from that of the direct effect which suggests that the apartment market between districts is a competitive market. The indirect effect of Internet information searches is larger than the direct effect on apartment prices.

In conclusion, this study suggests that Internet information searches related to apartments and Chonsei have little relation to Chonsei prices, however, it has a significant effect on apartment sale prices.

주 제 어 : 인터넷 정보 검색, 네이버 트렌드, 아파트 매매 및 전세가격, 공간 패널 모형

key word : Internet Information Search, Naver Trend, Apartment Sale Price and Chonsei Price, Spatial Panel Model

## I. 서론

현 시대를 살고 있는 한국인들에게 있어 인터넷을 사용하여 정보를 검색하는 일은 이제 지극히 일상적인

일이 되었다. 한국인터넷진흥원(2014)의 조사결과에 따르면, 2013년 국내 인터넷 이용자 수는 이미 4천만 명에 이르러 전체 인구의 82%를 넘어섰으며, 3세에서 50대까지 거의 모든 연령층에서 80% 이상의 높은 비

\* 이 논문 또는 저서는 2015년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2015S1A3A2046715).

본 논문은 저자의 박사학위논문 내용 중 일부를 수정·보완하여 작성되었음.

\*\* 단국대학교 일반대학원 도시계획및부동산학과 외래강사(인천도시공사, 부동산학 박사), dw2613@gmail.com(주저자)

\*\*\* 단국대학교 사회과학대학 도시계획부동산학부 부교수, jsyu@dankook.ac.kr(교신저자)

을로 인터넷을 사용하고 있는 것으로 나타났다. 한국 인터넷진흥원(2014)의 또 다른 조사에 따르면, 사용자들이 인터넷을 이용하는 목적은 자료 및 정보 획득, 여가활동, 커뮤니케이션, 인터넷 구매 및 판매, 인터넷 금융 등의 순으로 나타나 다양한 목적으로 인터넷이 활용되고 있음을 알 수 있다.

이러한 추세는 주택 시장에서도 동일한 현상으로 나타나고 있는데, 주택 거래를 위한 정보 획득 경로에 대한 조사에서 인터넷을 사용한다는 응답이 56.1%로 기록됐으며, 그 다음으로 지역 중개업소가 32.5%로 나타나 주택 시장에서도 인터넷을 활용한 정보 검색이 중개업소 등의 기존 정보 검색 방식보다 더욱 빈번하게 일어나고 있음을 확인할 수 있다(부동산114, 2011).

한편, 소비자들의 의사 결정 과정에 대하여 소비자 의사 결정 모형(Consumer Decision Model) 및 구매자 행동 이론(Theory of Buyer Behavior)은 정보 검색이 구매 결정에 있어 필수적인 요소임을 강조하였는데(Engel et al., 1968; Howard and Sheth, 1969), 이 중 소비자 의사 결정 모형은 소비자들의 의사 결정 과정을 「문제인식 - 정보검색 - 대안평가 - 구매 - 구매 후 평가」라는 5단계 과정으로 설명하였으며, 이때 가격이 높은 고 관여도(high involvement) 상품일수록 내부적 정보검색 보다는 외부적 정보검색에 대한 의존도가 높아짐을 언급하였다(Blackwell et al., 2006).

소비자 의사 결정 모형 및 구매자 행동 이론에 근거할 때, 정보 검색의 증가는 구매 수요의 증감으로 연결되며, 이는 곧 해당 상품의 가격 변화로 이어질 수 있음을 의미하는 것으로 해석된다. 특히, 높은 수요에도 불구하고 공급 물량이 제한적인 국내 주택 시장의 경우 구매 수요의 증감은 가격의 변동과 직접적인 관련성을 가질 것으로 예측할 수 있다. 즉, 국내 주택 시장에서 인터넷 정보 검색량의 증가는 시장 참여자들의 관심도 및 수요의 증가를 의미하며, 이러한 관심 및 수요의 증가는 곧 가격의 상승으로 이어질 수 있다. 이 때, 매매, 전세, 월세 시장으로 구분되는 국내 주택 시장 상황에서 매매 및 전세 시장 가격 간 관계에 대하여는 여러 선행 연구를 통해 분석된 바 있으나, 시장 참여자들의 관심도를 의미하는 정보 검색 정도가 각각의 시장 가격에 미치는 영향에 대해서는 측정된 바 없다는 점에서 연구의 필요성이 대두된다.

이에, 본 연구에서는 서울시 25개 행정구를 대상으로

인터넷 정보 검색과 아파트 매매 및 전세가격 간의 관계를 실증 분석함으로써 소비자들의 온라인 정보 검색이 주택 시장에 미치는 영향력 및 그 방향성에 대하여 측정하고자 한다. 이 때, 본 연구는 인터넷 정보 검색과 주택 가격 및 거래량 간의 시계열적 동적 관계를 분석한 김대원·유정석(2014)의 선행 연구와 유사한 분석 대상을 다루고 있다는 점에서 그 궤를 같이 하나, 본 연구에서는 공간 가중행렬을 모형 내에 추가함으로써 앞선 연구에서는 고려하지 못했던 공간 자기상관성의 존재를 측정하고 통제한다는 점에서 차별성을 갖는다.

이 때, 공간 자기상관성이란 인접한 공간 간에 나타나는 공간 상호 작용의 영향력을 의미하는데, 이는 물리적으로 가까운 거리에 위치한 공간은 서로 유사성을 갖는다는 지리학 제1법칙(Tobler, 1970)이 제시하는 바와 같이 인접한 공간에서 나타나는 현상은 서로 유사성을 갖는 현상을 의미한다. 즉, 본 연구에서 수집된 자료는 서울시 25개 행정구라는 공간을 기반으로 생성된 자료로서, 이는 곧 자료 내에 공간적 속성이 포함되어 있음을 의미한다. 따라서 인접된 행정구들의 자료는 서로 유사한 경향을 나타내는 공간 자기상관성을 갖게 될 수 있는데, 만일 분석 대상 자료에 공간 자기상관성이 존재함에도 불구하고 공간적 무작위성을 전제하는 일반 시계열 또는 패널 분석을 실시할 경우 공간 간의 영향력으로 인하여 왜곡된 추정치가 도출될 수 있다. 이에 본 연구에서는 일반 패널 모형 및 공간 패널 모형을 모두 추정함으로써, 공간 자기상관성의 존재 여부를 검정하고 이를 최소화할 수 있는 모형을 선정하여 인터넷 정보 검색과 아파트 매매 및 전세가격 간의 관계 분석에 대한 정교성을 도모하였다.

이후 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 인터넷 정보 검색과 주택 시장 간의 관계에 대한 선행연구를 검토함으로써 본 연구의 차별성과 방향에 대하여 제시하였으며, III장에서는 본 연구에서 사용된 분석 자료 및 이에 대한 기초 통계, 그리고 실증 분석 방법을 설명하였다. IV장에서는 실증 분석 결과를 제시함으로써 인터넷 정보 검색과 아파트 매매 및 전세가격 간의 관계에 대하여 고찰하였다. 마지막 제V장에서는 실증 분석 결과를 요약함으로써 연구의 시사점을 제시하고, 본 연구의 한계점을 제시함으로써 추후 연구의 확장 및 발전 방향을 기술하였다.

## II. 선행연구 검토 및 연구의 차별성

최근 부동산 또는 주택 시장에서 인터넷은 정보 제 공원으로써 매우 큰 비중을 차지하고 있는 것으로 보 인다. 하지만, 인터넷이 등장한 초창기에는 주택을 구 입함에 있어서 인터넷을 사용하는 현상이 지금처럼 보 편적이지는 않았다. 따라서 인터넷 보급 초창기에 해 당되는 2000년대 초반 선행 연구는 주택 구입 시 매수 자가 인터넷을 사용하게 되는 요인이 무엇인가에 관심 을 갖고 있었다. 게다가 초창기 인터넷 사용과 주택 시장 간의 관계에 대한 선행 연구도 그다지 많은 편이 아니어서, Littlefield et al.(2000)과 Zumpano et al.(2003) 정도만이 인터넷 보급 초창기 시절 인터넷과 주택 시장과의 관련성을 연구한 것으로 확인된다. 이 들의 연구는 주택 정보 수집에 있어서 인터넷을 사용 하는 요인이 무엇인가를 조사하였으며, Littlefield et al.(2000)의 연구에서는 부동산 정보의 인식 정도, 연 령, 인터넷 정보 서비스의 효율성 인식 등이 인터넷 사용 여부에 영향을 미치는 것으로 나타났으며, Zumpano et al.(2003)의 연구를 통해 주택 구입과 관련된 인터 넷 정보의 유용성에 대한 인식이 인터넷 사용에 영향 을 미치는 것으로 밝혀졌다.

2000년대 초기 연구는 인터넷의 사용 비율 및 어 떠한 요인으로 인해 주택 매수자들이 인터넷을 사용 하는가에 초점을 두었던 점에 반해, 2010년대 인터 넷과 주택 시장 간의 연구는 인터넷의 사용이 주택 시장을 예측하는 데 유용한 자료로 사용이 가능한가 를 확인하는 연구로 관점이 변화되었다. 이러한 맥 락에서 Wu and Brynjolfsson(2013)은 사람들의 인터넷 검색 엔진 사용을 통해 주택 시장을 예측할 수 있는지를 연구하였다. 이 연구는 전 세계적으로 유명한 검색 엔진인 구글의 검색 쿼리수 통계인 구 글 인사이트(Google Insights)<sup>1)</sup> 자료와 주택 매매 량 및 가격 간의 관계를 실증 분석하였다. 분석 결 과, 인터넷 검색 쿼리수는 미래 주택 매매 거래량 및 가격에 강한 예측력을 갖는 것으로 나타났다. 특 히, 인터넷 검색 지수 1%p의 상승은 다음 분기 주택

67,220호의 매매량 증가로 이어지는 것으로 확인되 었다.

한편, Beracha and Wintoki(2013)는 장기 연구와 동일한 맥락에서 인터넷 검색 쿼리수의 급속한 변화가 비정상적인 주택 가격의 변화를 예측할 수 있는지를 연구하였다. 이 연구에서도 인터넷 검색 쿼리수 자료 로는 구글 트렌드(Google Trends) 자료를 사용하였 으며, 비정상적인 주택 가격 변화 자료로는 주택 가격 변화율과 시장 가격 변화율의 차이를 구하는 방식으로 자료를 구축하여, 양자 간의 관계를 실증 분석하였다. 분석 결과, 인터넷 검색 횟수의 증가는 주택 가격의 비정상적인 변화를 예측할 수 있는 것으로 나타났다.

인터넷 검색 통계와 주택 시장 간의 관계를 분석한 연구는 아직 초기 연구 단계로서 선행 연구가 그리 많 은 편은 아니지만, 사람들의 인터넷 검색과 다양한 사 회·경제 현상 간의 관계를 분석한 연구는 다수 존재한 다. 가장 최초로 인터넷 검색과 경제 현상의 예측을 시도한 연구는 Ettredge et al.(2005)의 연구로 알려 져 있으며(Choi and Varian, 2012), 이후 인터넷 검 색과 뉴스 기사 간의 관계에 대한 연구(Radinsky et al., 2008), 인터넷 검색과 실업률 간의 관계를 분석한 연구(Suhoy, 2009), 인터넷 검색과 금융 시장 유동성 간의 관계를 확인한 연구(Preis et al., 2010), 그리고 인터넷 검색 횟수를 통해 영화 수익률, 비디오 게임 판매량, Billboard Hot 100 차트 순위 등 일상적인 생활 간의 관계를 분석한 연구(Goel et al., 2010) 등 다양한 분야에서 선행 연구가 수행되었다. 뿐만 아니 라, 인터넷 검색은 의학 분야에서도 활발히 연구되고 있는데, 인터넷 검색 쿼리수<sup>2)</sup> 또는 블로그 활동 등을 통해 독감 등의 질병 확산을 예측할 수 있는가에 대한 연구도 다수 이루어졌다(Polgreen et al., 2008; Ginsberg et al., 2009; Corley et al., 2009; Pelat et al., 2009; Hulth et al., 2009; Brownstein et al., 2009; Valdivia and Monge-Corella, 2010).

이러한 연구 흐름에 맞춰, 국내 연구에서도 인터넷 과 부동산 시장 간의 관계에 대한 연구가 일부 이루어 졌다. 인터넷 보급이 시작될 무렵인 1990년대 말 공 대식(1999)은 인터넷의 특성을 분석하면서, 추후 인

1) 구글은 검색 쿼리수 통계를 2008년 8월부터 구글 인사이트(Google Insights)라는 명칭으로 서비스를 제공하였으나, 2012년 11월부터 는 구글 트렌드(Google Trends)라는 명칭으로 변경하고 전 세계 언어를 대상으로 인터넷 검색 쿼리수 통계를 제공하고 있다(김대원 · 유정석, 2014).

2) 구글 트렌드는 일반적인 검색 쿼리수의 통계를 제공하는 한편, 이와 유사하게 구글은 구글 독감 트렌드(Google Flu Trends, <http://www.google.org/flutrends/>) 서비스를 통해 전 세계 독감 관련 검색 통계를 제공하고 있다.

터넷의 발전으로 인한 부동산 시장의 변화 방향을 예측하였다.

공대식(1999)의 연구와 유사한 맥락에서 노용호(2004)는 디지털 시대의 도래에 따른 부동산 시장의 변화 방향을 제시하였다. 노용호(2004)는 부동산 정보의 디지털화로 이하여 부동산의 초국적화·증권화의 가속, 부동산의 지식산업화, 체계적인 시장자료기반의 구축, 인터넷을 활용한 경영전략 수립 및 새로운 사업 모델의 발굴, 부동산 종합 서비스업의 활성화 등의 변화를 예측하였다. 반면, 디지털화로 인한 역기능으로 디지털 정보의 침해, 디지털 또는 정보화 지식 격차의 증대 등의 문제점을 제시하면서 이를 극복할 수 있는 보완책 마련의 필요를 주장하기도 하였다.

정미애 외(2013)는 급속하게 사용량이 증가하고 있는 SNS(Social Network Service)의 유형 및 이용 현황을 정리하면서 최근 부동산 시장에서 SNS를 활용한 부동산 마케팅이 많이 활용되고 있음을 언급하였다. 정미애 외(2013)에 따르면, 국내 SNS 시장에서 가장 큰 비중을 차지하고 있는 것은 네이버 블로그로 확인되었으며, 전체 인터넷 이용자 중 약 67%가 최근 1년 이내 SNS를 이용한 것으로 언급하였다. 또한 SNS의 사용 빈도가 점점 증가하고 있는 추세임을 제시하면서 SNS를 활용한 부동산 마케팅의 중요성을 제시하였다.

한편, 해외 연구에서는 인터넷 검색 키워수 자료로 구글 트렌드 자료를 사용한 것에 반해, 김대원·유정석(2014)은 국내 인터넷 검색과 주택 시장 간의 관계를 분석함에 있어서 국내에서 가장 높은 사용률을 보유하고 있는 네이버의 검색 통계 자료를 사용하였는데, 이들은 네이버에서 제공하는 네이버 트렌드(Naver Trend) 자료를 사용하여 주택 시장과의 관계를 분석하였다. 김대원·유정석(2014)은 2007년 1월부터 2014년 2월까지의 서울시 관련 네이버 트렌드 자료와 주택 시장 지표를 사용하여 양자 간의 관계를 동적 패널 모형 및 동적 시계열 모형을 통해 실증 분석하였다. 분석 결과, 인터넷 검색은 일정 시차를 두고 주택 가격 및 거래량에 유의미한 양(+)의 영향력을 미치는 것으로 나타났다. 또한 인터넷 검색, 주택 가격, 그리고 주택 거래량 간의 Granger 인과성 검정 결과, 이들 변수들은 서로 상호 순환적 인과성을 갖고 있음을 확인하였다.

상기에서 살펴본 바와 같이 국내외 다양한 학문 영역의 연구자들은 인터넷 정보와 사회·경제 현상 간의 관계에 대해 주목하면서 이에 대한 다양한 연구를 수행하

고 있음을 알 수 있다. 반면, 이러한 연구 흐름에도 불구하고 국내 연구 중 인터넷 정보와 주택 시장 간의 관계에 대한 연구는 그 사례가 적다는 점에서 다양한 연구자들의 학문적 연구 시도가 필요해 보이는 상황이다.

이에 본 연구는 국내 주택 시장에서 인터넷 정보 검색이 지극히 보편적인 현상이 되고 있음에 주목, 국내 최대 사용자를 보유하고 있는 네이버에서 제공하는 검색 통계인 네이버 트렌드 자료를 사용하여 인터넷 정보 검색이 주택 시장에 미치는 영향을 측정하였다. 이 때, 해외 선행연구들에서는 구글 트렌드 자료를 사용한 반면, 본 연구에서는 국내 인터넷 사용 실정을 반영하여 네이버 트렌드 자료를 사용하였다는 점에서 연구의 차별성을 갖는다. 또한 본 연구는 인터넷과 주택 시장 간의 관계를 검정한 김대원·유정석(2014)의 후속 연구적 성격을 갖지만, 본 연구에서는 선행 연구에서 고려하지 않았던 공간 자기상관성을 고려한 공간 패널 모형을 사용하였다는 점에서도 차별성을 갖는다.

### III. 연구의 범위 및 방법

#### 1. 분석자료 및 기초통계

##### 1) 분석자료 개요

인터넷 검색과 아파트 매매 및 전세가격 간 관계의 실증 분석을 위하여 본 연구에서는 종속 변수인 아파트 매매 및 전세가격의 대응 변수로 국민은행에서 제공하는 서울시 25개 행정구별 아파트 매매 및 전세가

<표 1> 분석 자료 목록

구분	자료명	단위	출처	비고
종속 변수	아파트매매가격 (AP)	월간 지수	국민은행	계절조정 (X-12), 로그차분
	아파트전세가격 (CP)			
독립 변수	"00구 아파트" ( $n_{APT}$ )	주간 지수	네이버 트렌드 검색어 통계	월간지수로 변환
	"00구 전세" ( $n_{CP}$ )			

주 1 : 자료 수집 기간: 2007년 1월 ~ 2014년 6월

2 : 공간적 범위: 서울시 25개 행정구(각 행정구별 시계열 자료를 수집하여 패널 자료로 구성)

격 지수를 사용하였으며, 독립 변수인 인터넷 검색어 조회 수의 대응 변수로 네이버에서 제공하는 네이버 트렌드 자료를 사용하였다.

이 때, 네이버 트렌드 검색어는 각 행정구별로 “OO구 아파트” 및 “OO구 전세”라는 키워드를 사용하였는데, 이는 아파트 매매 또는 전세의 잠재 매수자들이 검색 포털에서 그들이 원하는 물건을 검색할 때, 해당 지역의 아파트 또는 전세를 검색어로 사용한다는 것을 가정한 것이다. 또한, 서울시 25개 행정구 중 “중구”와 “강서구”는 다른 지역에도 존재하는데, 네이버의 경우 검색 포털에서 “중구 아파트(또는 전세)” 또는 “강서구 아파트(또는 전세)”로 검색하게 되면 서울시 검색 결과를 우선적으로 제시하므로, 본 연구에서는 “중구 아파트(전세)” 및 “강서구 아파트(전세)” 검색어를 서울시에 대한 검색 결과 자료로 사용하였다<sup>3)</sup>.

네이버 트렌드는 국내에서 가장 많은 이용자 수를 보유하고 있는 네이버 검색 포털에서 제공하는 서비스로서, 네이버는 2007년 1월부터 현재까지 지속적으로 네이버 검색 포털 이용자들의 검색어 쿼리(query)에 대한 조회수 통계를 제공하고 있다.

네이버 트렌드에서 조회되는 검색어 통계는 PC에서 검색한 통계와 모바일에서 검색한 통계로 구분되는데, PC 검색어 통계는 2007년 1월부터 현재까지, 모바일 검색어 통계는 2010년 7월부터 현재까지 통계 자료를 제공하고 있으며, 본 연구에서는 PC 검색어 통계 자료를 수집하였다. 네이버 트렌드 통계는 실제 검색 횟수가 아니라, 해당 검색어가 가장 많이 검색된 기간(주간)의 지수를 기준(100)으로 설정하여 나머지 기간을 상대적 지수로 환산하는 자료이다. 이 때, 주간 단위로 자료를 제공하고 있어 본 연구에서는 이를 식 (1)과 같이 월 단위 지수로 변환하였다.

$$\text{월간 지수} = \frac{\text{월별 주간지수 합계}}{\text{Max(월별 주간지수합계)}} \times 100 \quad \text{식(1)}$$

한편, 아파트 매매가격 지수와 전세가격 지수는 X-12 procedure 승법모형을 적용하여 계절 요인을 제거한 후 다시 로그 차분하여 변동률(growth rate) 자료

로 변환하였다. 이 때, 로그 차분 및 시차 변수의 사용으로 인하여 초기 1기(개월) 및 2기(개월) 자료가 누락되어 최종 분석을 위한 자료의 시간적 범위는 2007년 3월부터 2014년 6월까지 88개월로 수정되었다.

## 2) 기초 통계

<표 2>는 분석 자료 전체(pooling data)에 대한 기초 통계를 제시하고 있다.

<표 2> 분석 자료 기초 통계 (Pooling Data)

구 분	종속 변수		독립 변수	
	APG	CPG	n_APT	n_CP
평균	-1.49-E04	0.004	42.127	37.708
표준편차	0.005	0.007	28.181	26.546
최소값	-0.034	-0.053	0.000	0.000
최대값	0.055	0.038	100	100

주 1 : 자료 기간: 2007년 3월 ~ 2014년 6월 (88개월)

2 : 공간적 범위: 서울시 25개 행정구(각 행정구별 시계열로 구성된 패널 자료)

이 때, APG (아파트 매매가격 변동률)와 CPG (아파트 전세가격 변동률)은 아파트 매매 및 전세가격 변동률로서, 각각 매매가격 결정 모형 및 전세가격 결정 모형에 대하여 종속 변수로 설정되었으며, 독립 변수인 n\_APT와 n\_CP는 두 가지 모형 모두에서 동일하게 설명 변수로 설정되었다. APG 및 CPG는 AP와 CP를 각각 로그 차분한 자료로서 시간 경과에 따른 변동률(growth rate)을 의미한다.

한편, 분석 자료에 대한 패널 기초 통계는 <표 3>에 제시된 바와 같다. 패널 기초 통계는 패널 구분 없이 전체에 대한 overall 통계량, 패널 개체 간 통계량인 between 통계량, 그리고 패널 개체별 평균 시간에 대한 within 통계량을 제시하고 있다. 패널 개체는 서울시 25개 행정구로 구성되었으며, 관측 기간은 88개월로 전체 2,200개의 시계열 및 횡단면 특성을 동시에 가진 자료로 구성되어 있다.

3) 본 연구에서는 분석 자료 구성에 있어서 서울시 25개 행정구를 분석 대상으로 설정하였는데, 이는 네이버에서 행정구 명칭으로 검색 시 서울시가 가장 우선적으로 검색된다는 점 및 서울시가 다른 지역에 비하여 주택 가격 수준에 있어서 명백한 차별성을 갖는다는 점 등을 고려한 것이다. 실제로 서울시는 인접한 위성 도시에 비하여 상대적으로 높은 주택 가격 수준을 유지하고 있어 서울시 행정구만으로도 충분히 공간적 영향력을 측정할 수 있을 것으로 판단된다.

### 3) 패널 단위근 검정

패널 단위근 검정은 단일 시계열 변수의 단위근 검정 방식과 기본적으로 동일한 원리를 취한다. 다만, 단일 시계열 변수의 경우에는 시간 차원 T만 고려하면 되었으나, 패널 자료에서는 시간 차원 T와 횡단면 차원 N을 모두 고려해야 한다는 점에서 차이가 있다. 패널 단위근 검정은 최근 응용 연구 분야에서 활발하게 논의되고 있는 영역으로서 다양한 연구자들에 의해 검정 방법이 제시된 바 있다(Baltagi, 2005).

패널 단위근 검정 방법은 크게 모든 패널 개체에서

동일한 단위근을 갖는다고 가정하는 방식과 패널 개체별로 다른 단위근을 갖는다고 가정하는 방식으로 나누어진다. 이에, 본 연구에서는 패널 자료에 대한 단위근 검정 방식을 취함에 있어 두 가지 방식을 모두 사용하여 패널 단위근 검정 방법을 사용하고자 한다.

<표 4>의 패널 단위근 검정은 모든 패널 개체가 동일한 단위근을 갖는다는 가정에 대한 검정 방식으로 Levin, Lin & Chu 단위근 검정을 사용하였으며, 패널 개체별로 각각의 단위근을 갖는다는 가정에 대하여는 Im, Pesaran and Shin 검정, ADF 검정, PP검정을

<표 3> 분석 자료 패널 기초 통계

변수명	구분	평균	표준편차	최소값	최대값	관측수
APG	overall	-1.49E-04	0.005	-0.034	0.055	N = 2200
	between		0.001	-0.002	0.002	n = 25
	within		0.005	-0.032	0.054	T = 88
CPG	overall	0.004	0.007	-0.053	0.038	N = 2200
	between		0.001	0.003	0.005	n = 25
	within		0.007	-0.054	0.037	T = 88
n_APT	overall	42.127	28.181	0.000	100.000	N = 2225
	between		12.420	6.250	61.655	n = 25
	within		25.417	-12.364	135.877	T = 89
n_CP	overall	37.708	26.546	0.000	100.000	N = 2225
	between		8.722	10.672	49.740	n = 25
	within		25.133	-9.315	127.036	T = 89

<표 4> 패널 단위근 검정

단위근검정(lag: 1)	APG	CPG	n_APT	n_CP
H <sub>0</sub> : Unit root (assumes common unit root process)				
Levin, Lin & Chu t-value	-5.036***	-8.971***	-6.618***	-10.808***
H <sub>0</sub> : Unit root (assumes individual unit root process)				
Im, Pesaran and Shin W-stat	-10.050***	-12.687***	-7.332***	-7.731***
ADF - Fisher Chi-square	202.122***	265.129***	148.538***	153.335***
PP - Fisher Chi-square	303.795***	412.792***	245.397***	193.924***
Data Information				
Cross-section	25	25	25	25

주 : p-value \* p < 0.1, \*\* p < 0.05, \*\*\* p < 0.01

사용하였다.<sup>4)</sup>

패널 단위근 검정 결과, 모든 검정 방법에서 각 변수 별로 단위근이 존재한다는 귀무가설을 1% 유의수준에서 기각하고 있음을 알 수 있다. 즉, 모든 패널 자료는 단위근이 존재하지 않는 안정적 시계열 자료임을 확인할 수 있다. 따라서 이후 실시되는 실증 분석에서는 별도의 자료 수정을 가하지 않고 현재 수준 자료를 사용하여 분석을 실시하였다.

## 2. 분석 모형의 설정

패널 회귀 모형의 설정에 앞서 우선적으로 종속 변

수로 설정될 *APG* 및 *CPG*의 시계열 자기상관성 검정을 실시하였다. 이는 종속 변수의 시계열 자기상관성으로 인하여 나타날 수 있는 편의(biased) 추정을 고려하여 분석 모형을 설정하기 위함이다. 본 연구에서는 시계열 자기상관성 검정을 위하여 Cumby and Huizinga (1992)가 제시한 방법을 사용하였는데, 이 방법은 시계열 자료의 이동평균에 대한 시차  $q$  값이 0(zero)인지를 확인하여 자기상관성을 검정하는 방법이다. 만일 이동평균 시차  $q$ 가 0이라면 자기상관성이 존재하지 않음을 의미하며, 반대로 0이 아니라면 자기상관성이 존재함을 의미하게 된다. *APG*, *CPG*,  $n\_APT$ , 그리

<표 5> 시계열 자기상관성 검정 결과

시차 범위에 대한 자기상관성 검정 ( $q = \text{lags}$ , $H_0: q=0$ , serially uncorrelated)				특정 시차별 자기상관성 검정 ( $q = \text{lags}$ , $H_0: q=0$ , serially uncorrelated)			
<i>APG</i> autocorrelation test							
lags	chi2	df	p-value	lag	chi2	df	p-value
1 - 1	1147.249	1	0.000	1	1147.249	1	0.000
1 - 2	1154.764	2	0.000	2	340.020	1	0.000
1 - 3	1155.694	3	0.000	3	164.266	1	0.000
1 - 4	1155.709	4	0.000	4	89.880	1	0.000
<i>CPG</i> autocorrelation test							
1 - 1	865.579	1	0.000	1	865.579	1	0.000
1 - 2	875.089	2	0.000	2	243.666	1	0.000
1 - 3	875.558	3	0.000	3	103.073	1	0.000
1 - 4	875.744	4	0.000	4	44.994	1	0.000
$n\_APT$ autocorrelation test							
1 - 1	1412.723	1	0.000	1	1412.723	1	0.000
1 - 2	1472.709	2	0.000	2	529.991	1	0.000
1 - 3	1493.970	3	0.000	3	328.639	1	0.000
1 - 4	1494.819	4	0.000	4	219.004	1	0.000
$n\_CP$ autocorrelation test							
1 - 1	1412.203	1	0.000	1	1412.203	1	0.000
1 - 2	1430.567	2	0.000	2	468.209	1	0.000
1 - 3	1450.235	3	0.000	3	287.556	1	0.000
1 - 4	1460.862	4	0.000	4	212.707	1	0.000

주 1 :  $H_0$ : disturbance is MA process up to order  $q$

2 :  $H_a$ : serial correlation present at specified lags  $> q$

4) Im, Pesaran and Shin 검정은 먼저 평균 ADF(Augmented Dickey-Fuller)를 산출한 후 표준 T-bar 통계치를 산정하는 방식을 취하고 있으며, Im, Pesaran and Shin은 표준 T-bar 통계치 대신에 소규모 표본에서 더욱 효율적으로 알려진 W-통계치를 사용할 것을 제시(Im et al., 2003)하고 있어 본 연구에서는 W-통계치를 제시하였다. 또한 ADF와 PP검정은 Fisher's Chi square 통계치를 사용하여 단위근 검정을 실시하게 된다(Maddala and Wu, 1999; Choi, 2001; Hadri, 2000, 김대원·유정성, 2014). 패널 단위근 검정에 대한 보다 구체적인 사항은 Baltagi(2005)를 참고하기 바란다.

고  $n\_CP$ 에 대한 1차에서 4차까지의 시계열 자기상관성 검정 결과는 <표 5>에 제시된 바와 같다.

시계열 자기상관성 검정 결과, 모든 변수들은 1% 유의수준에서 시계열 자기상관성을 갖는 것으로 확인되었다. 즉, 아파트 매매 및 전세가격 변동률, 그리고 네이버 트렌드 자료 모두는 전기에 의해 영향을 받는 시계열 자기상관성이 존재함을 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 모형 설정에 있어서 종속 변수인  $APG$  및  $CPG$ 의 시계열 자기상관성을 고려하기 위하여 모형 내 종속 변수의 시차 변수를 포함하고자 하며, 동일한 원리에서 독립 변수도 시차 변수를 포함하여 동적 모형을 구성하고자 한다. 이 때, 종속 변수의 시차는 1차로 적용하고자 하며, 독립 변수의 시차는 2차로 구성하고자 하는데, 이는 모든 변수들에서 4차 시차까지 모두 시계열 자기상관성이 존재하는 것으로 확인되었으나, 모형 설정에 있어 가급적 현실적인 상황을 반영할 수 있도록 시차를 구성하였다. 즉, 모든 변수들의  $t$ 시점 값이  $t-1$ 에서  $t-4$ 까지 시점 값에 의해 영향을 받고 있는 상황에서, 종속 변수인 아파트 매매 및 전세가격은 1차 시차로만 설정하여 자유도의 감소를 최소화하고자 하였으며, 일반적으로 이사하기 전 약 1~2개월 간의 정보 검색 기간을 갖는다는 점을 고려하여 독립 변수의 시차는 1차 및 2차 시차로 한정하였다.

이에, 본 절에서 실증 분석을 위하여 설정한 패널 회귀 모형은 식 (2) 및 식 (3)과 같다.

이 때, 식 (2)와 식 (3)에서  $i = 1, \dots, N$  이고  $t = 1, \dots, T$  이며,  $\alpha$  및  $\alpha^*$ 는 각 모형별 상수항을 의미한다. 또한  $\nu_i$  및  $\nu_i^*$ 는 각 모형별 패널 효과를,  $\mu_{it}$  및  $\mu_{it}^*$ 는 모형별 오차항을 의미한다. 상기 두 개의 모형 모두에서 독립 변수들은 동일하게 구성되었는데, 이는 “아파트” 검색어와 “전세” 검색어가 두 개의 시장에 미치는 영향을 확인·비교하기 위함이다.

$$\begin{aligned}
 APG_{it} = & \alpha + \beta_1 APG_{it-1} + \beta_2 n\_APT_{it} \\
 & + \beta_3 n\_APT_{it-1} + \beta_4 n\_APT_{it-2} \\
 & + \beta_5 n\_CP_{it} + \beta_6 n\_CP_{it-1} \\
 & + \beta_7 n\_CP_{it-2} + \nu_i + \mu_{it}
 \end{aligned} \quad \text{식 (2)}$$

$$\begin{aligned}
 CPG_{it} = & \alpha^* + \beta_1 CPG_{it-1} + \beta_2 n\_APT_{it} \\
 & + \beta_3 n\_APT_{it-1} + \beta_4 n\_APT_{it-2} \\
 & + \beta_5 n\_CP_{it} + \beta_6 n\_CP_{it-1} \\
 & + \beta_7 n\_CP_{it-2} + \nu_i^* + \mu_{it}^*
 \end{aligned} \quad \text{식 (3)}$$

한편, 패널 회귀 모형 추정에 앞서 추정 모형을 고정 또는 확률효과 모형 중 어떠한 모형으로 추정해야 하는가에 대한 결정이 필요한데, 본 연구에서는 가장 보편적으로 활용되고 있는 하우스만 검정(Hausman's Test)을 사용하여 이를 결정하였다. 하우스만 검정의 기본적인 원리는 식 (2) 및 식 (3)에서 패널 개체 간 효과를 나타내는  $\nu_i$ 가 설명 변수와 상관관계를 갖는지를 살펴보는 것이다. 이를 위하여 Hausman(1978)은 패널 개체 효과와 설명 변수 간 상관관계가 있다면 확률효과보다는 고정효과가 일치 추정량이 된다는 점을 통해 모형을 선택하는 방법을 제시하였다. 가령, 상기 식 (2)에서  $\nu_i$ 가 설명 변수와 상관관계를 갖지 않는다면, 확률효과 및 고정효과 모형의 추정치는 모두 일치 추정량이 된다. 만약 확률 및 고정효과 모두 일치 추정량이라면, 거대 자료에서 확률효과 또는 고정효과 모형의 추정 결과는 거의 동일하게 된다. 반면,  $\nu_i$ 가 설명 변수와 상관관계를 갖게 된다면 확률효과 모형은 불일치 추정량이 될 것이므로, 확률효과 모형보다는 고정효과 모형으로 추정할 때 일치 추정량을 얻게 된다 (Baltagi, 2005; Hills et al., 2011). 따라서 본 연구에서는 고정효과 모형의 추정치와 확률효과 모형의 추정치의 차이를 구하여, 이 차이가 체계적인지 비체계적인지를 확인하여 체계적 차이를 나타낼 경우에는 고정효과 모형으로, 비체계적 차이를 나타낼 경우에는 확률효과 모형으로 각 모형을 추정하였다.<sup>5)</sup> 모형별 하우스만 검정 결과는 <표 6>에 제시된 바와 같다.

하우스만 검정 결과,  $APG$ 를 종속변수로 설정한 식 (2)는 계수 간 차이가 비체계적이라는 귀무가설을 1% 유의수준에서 기각하여 고정효과 모형이 적합한 것으로 나타났으며,  $CPG$ 를 종속 변수로 하는 식 (3)의 경우에는 귀무가설을 5% 유의수준에서 기각하지 못하여 확률효과모형으로 추정하는 것이 적합한 것임을 알 수 있다. 이에 본 연구는 식 (2)는 고정효과 모형으로 추정

5)  $\chi^2 = (\beta_{FE} - \beta_{RE})'(V_{FE} - V_{RE})^{-1}(\beta_{FE} - \beta_{RE})$ , 여기서  $\beta_{FE}$ 는 고정효과 추정 계수,  $\beta_{RE}$ 는 확률효과 추정 계수,  $V_{FE}$  및  $V_{RE}$ 는 각각 고정 및 확률효과 추정치의 공분산 행렬을 의미한다.



하고, 식 (3)은 확률효과 모형으로 추정하여 실증 분석하였다.

한편, 회귀 모형은 종속변수의 관측치 또는 오차항의 무작위성 및 독립성을 전제하고 있다. 하지만, 회귀 모형에 사용되는 자료가 공간상에서 수집되는 경우라면 이러한 전제가 성립되지 않게 되는데, 이는 어떤 공간에서의 속성이 이웃 공간의 속성으로부터 영향을 받게 되는 현상인 공간 의존성(spatial dependence)이 공간 자료에는 존재하기 때문이다. 따라서 회귀 모형을 추정함에 있어서 공간 자료를 사용하게 되면 종속변수 또는 오차항의 독립성이 훼손되어 왜곡된 추정 결과가 도출될 수 있다. 이에 본 연구에서는 분석 대상이 서울시 25개 행정구를 대상으로 한 공간 자료라는 점을 감안, 공간 자기상관성을 통제하기 위한 수단으

로 종속변수  $APG$  및  $CPG$ 에 대한 공간 패널 SAR 모형 및 공간 패널 SEM을 설정하였다.

먼저, 종속변수가  $APG$ 인 모형의 SAR 및 SEM 모형은 각각 식 (4) 및 식 (5)와 같다.

$$\begin{aligned}
 SAR: APG_{it} = & \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} APG_{jt} + \beta_1 APG_{it-1} \\
 & + \beta_2 n\_APT_{it} + \beta_3 n\_APT_{it-1} \\
 & + \beta_4 n\_APT_{it-2} + \beta_5 n\_CP_{it} \\
 & + \beta_6 n\_CP_{it-1} + \beta_7 n\_CP_{it-2} \\
 & + \nu_i + \mu_{it}
 \end{aligned} \quad \text{식 (4)}$$

<표 6> 모형별 Hausman 검정 결과

	변수명	(b) FE	(B) RE	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
종속변수 <i>APG</i>	<i>L1.APG</i>	0.6918451	0.7024199	-0.0105747	0.0030594
	<i>n_APT</i>	0.0000306	0.0000296	1.05E-06	1.22E-06
	<i>L1.n_APT</i>	0.0000149	0.0000139	9.74E-07	9.16E-07
	<i>L2.n_APT</i>	-0.0000384	-0.0000395	1.08E-06	1.12E-06
	<i>n_CP</i>	-0.0000306	-0.000029	-1.59E-06	1.10E-06
	<i>L1.n_CP</i>	3.58E-06	4.65E-06	-1.06E-06	7.06E-07
	<i>L2.n_CP</i>	2.85E-06	4.34E-06	-1.49E-06	1.14E-06
	$\chi^2(3) = (b-B)'[(V_b-V_B)^{-1}](b-B) = 12.28$				
Prob> $\chi^2 = 0.0065$					
종속변수 <i>CPG</i>	<i>L1.CPG</i>	0.589051	0.595725	-0.00667	0.002311
	<i>n_APT</i>	8.23E-06	6.66E-06	1.57E-06	1.91E-06
	<i>L1.n_APT</i>	3.25E-05	3.13E-05	1.23E-06	1.39E-06
	<i>L2.n_APT</i>	-3.6E-05	-3.7E-05	1.44E-06	1.73E-06
	<i>n_CP</i>	1.77E-05	1.68E-05	9.56E-07	1.68E-06
	<i>L1.n_CP</i>	1.35E-05	1.34E-05	3.25E-08	1.03E-06
	<i>L2.n_CP</i>	3.51E-06	3.29E-06	2.20E-07	1.72E-06
	$\chi^2(4) = (b-B)'[(V_b-V_B)^{-1}](b-B) = 8.38$				
Prob> $\chi^2 = 0.0787$					

주 1 : b = consistent under  $H_0$  and  $H_a$ ; 고정효과 추정

B = inconsistent under  $H_a$ , efficient under  $H_0$ ; 확률효과 추정

2 :  $H_0$  : 추정계수의 차이는 비체계적이다.

3 : *L1*.변수명에서 *L*은 시계열 후방 연산자를 의미. 즉,  $L1.APG = APG_{t-1}$ ,  $L2.n\_APT = n\_APT_{t-2}$

$$\begin{aligned}
\text{SEM: } APG_{it} &= \beta_1 APG_{it-1} + \beta_2 n\_APT_{it} \\
&+ \beta_3 n\_APT_{it-1} + \beta_4 n\_APT_{it-2} \\
&+ \beta_5 n\_CP_{it} + \beta_6 n\_CP_{it-1} \\
&+ \beta_7 n\_CP_{it-2} + \nu_i + \mu_{it} \\
\mu_{it} &= \lambda \sum_{j=1}^N w_{ij} \mu_{jt} + \epsilon_{it}
\end{aligned}$$

식 (5)

이 때,  $i = 1, \dots, N$  이며,  $t = 1, \dots, T$  를 의미하며,  $w_{ij}$  는 공간 가중행렬을 의미한다. 이 때, 가중행렬  $w_{ij}$  는 공간적 인접성(spatial contiguity) 처리 방식 중 경계면 및 모서리가 인접한 지역 모두를 인접한 이웃으로 처리하는 queen 방식으로 작성하였다.

또한, 종속변수가  $CPG$ 인 모형의 SAR 및 SEM 모형은 각각 식 (6) 및 식 (7)에 제시된 바와 같다.

$$\begin{aligned}
\text{SAR: } CPG_{it} &= \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} CPG_{jt} + \beta_1 CPG_{it-1} \\
&+ \beta_2 n\_APT_{it} + \beta_3 n\_APT_{it-1} \\
&+ \beta_4 n\_APT_{it-2} + \beta_5 n\_CP_{it} \\
&+ \beta_6 n\_CP_{it-1} + \beta_7 n\_CP_{it-2} \\
&+ \nu_i + \mu_{it}
\end{aligned}$$

식 (6)

$$\begin{aligned}
\text{SEM: } CPG_{it} &= \beta_1 CPG_{it-1} + \beta_2 n\_APT_{it} \\
&+ \beta_3 n\_APT_{it-1} + \beta_4 n\_APT_{it-2} \\
&+ \beta_5 n\_CP_{it} + \beta_6 n\_CP_{it-1} \\
&+ \beta_7 n\_CP_{it-2} + \nu_i + \mu_{it} \\
\mu_{it} &= \lambda \sum_{j=1}^N w_{ij} \mu_{jt} + \epsilon_{it}
\end{aligned}$$

식 (7)

본 연구는 상기 제시된 패널 회귀 모형 및 공간 패널 모형 각각에 대한 추정 오차항의 공간 자기상관성을 측정하여 모형의 적합성을 검증하는 방식을 취하였다.

## IV. 실증분석 결과

### 1. 공간 자기상관성 검정

공간상에 분포된 실체들의 속성은 분포된 위치가 유사할수록 그 속성 값도 유사해지는 특성을 갖는데, 지리적 위치의 유사함으로 인해 나타나는 속성들의 상호 의존성을 공간 자기상관(spatial autocorrelation)이라 한다(Anselin and Bera, 1998). 만약, 공간상에서 수집된 자료가 공간 자기상관성을 갖고 있음에도 불구하고, 일반 회귀 모형으로 추정하게 되면 상기에서와 같이 종속변수 또는 오차항의 무작위성 및 독립성이 보장되지 않아 그 추정치의 신뢰성은 떨어지게 된다. 이에 공간 자료의 사용에 있어 관측치들에 공간 자기상관성 존재 여부를 우선적으로 탐색하고, 관측 자료 상 공간 자기상관성이 존재한다면 이를 적절히 통제할 수 있는 공간 모형을 사용하여 추정을 실시하여야 왜곡되지 않은 추정치를 구할 수 있다.

공간 자기상관성은 공간의 지리적 위치의 유사성에 따라 관심 대상 변수들의 속성이 유사해지는 현상으로서, 이는 공간 분포가 체계적인 패턴을 갖고 있을 때 나타난다(Cliff and Ord, 1981). 이에 대상 변수들의 공간 분포 패턴을 확인하는 일반적인 방법으로는 Moran(1948)에 의해 제시된 I지수, Geary(1954)에 의해 제안된 C지수, 그리고 Getis and Ord(1992)에 의해 고안된 G지수 등이 있는데, 이러한 지수 중 본 연구에서는 전역적(global) 공간 자기상관성 측정에 보편적으로 사용되고 있는 Moran's-I 지수를 사용하고자 한다.

먼저, 본 연구는 상기에서 실시한 패널 회귀 모형 추정 결과를 대상으로 각 모형별 오차항의 Moran's-I를 측정하는 방법으로 각 모형별 공간 자기상관성 통제 정도를 살펴보았다. 상기 공간 패널 모형에서 오차항에 대한 Moran's-I는 식 (8)과 같이 측정될 수 있다.

$$I = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (I_T \otimes w_{ij})(\mu_{it} - \bar{\mu})(\mu_{jt} - \bar{\mu})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (I_T \otimes w_{ij}) \sum_{i=1}^N (\mu_{it} - \bar{\mu})^2}$$

식 (8)

여기서  $t = 1, \dots, t$

이 때, 공간 자기상관성이 없다는 귀무가설에서  $I$ 의 기댓값은 식 (9)와 같다.

$$E(I) = -\frac{1}{N-1} \quad \text{식 (9)}$$

만약,  $I$ 가 기댓값  $E(I)$ 보다 크면 오차항  $\mu$ 의 전체적인 분포는 양(+)의 공간 자기상관성을 가짐을 의미하게 되는데, 이는 공간적으로 근접한 지역일수록 오차항의 값이 유사해짐을 뜻하게 된다. 반대로,  $I$ 가  $E(I)$ 보다 작게 되면  $\mu$ 의 전체적인 분포는 음(-)의 공간 자기상관성을 갖는다는 의미로서, 인접된 지역일수록 오차항의 값이 달라지는 경향을 갖게 됨을 의미한다. 즉, 오차항에 대한 Moran's-I가 기댓값  $E(I)$ 보다 크게 되면 이는 추정 결과가 공간 자기상관성을 통제하지 못하고 있어 추정 이후에도 잔차항에 공간 자기상관성이 그대로 존재하고 있음을 의미하게 된다. 이 때, Moran's-I의 통계적 유의성을 측정하기 위하여  $z$ 값을 계산하게 되는데, 이는 식 (10)과 같다.

$$z_I = \frac{I - E(I)}{sd(I)} \quad \text{식 (10)}$$

이 때, 식 (10)에 제시된  $sd(I)$ 는 점근적으로 정규

분포를 따르고 있음을 가정하므로, 유의성은 표준 정규 분포표를 기준으로 측정한다(Anselin, 1992).

<표 7>은 종속변수가 APG일 때 패널 회귀 모형, 패널 SAR, 그리고 패널 SEM의 추정 오차에 대한 Moran's-I 산정 결과를 제시하고 있다.

Moran's-I 산정 결과, 모형별 지수값은 각각 0.268, -0.046, 그리고 0.286으로 1%의 통계적 유의 수준에서 공간 자기상관성이 존재하는 것으로 확인된다. 즉, 패널 회귀 모형, 패널 SAR 모형, 그리고 패널 SEM을 비교할 때, 패널 회귀 모형과 패널 SEM의 경우에는 공간 자기상관성이 해소되지 않고 있으나, 패널 SAR 모형의 경우에는 Moran's-I가 음(-)의 부호를 갖는 것으로 나타나 공간 자기상관성이 해소되었음을 확인할 수 있다.

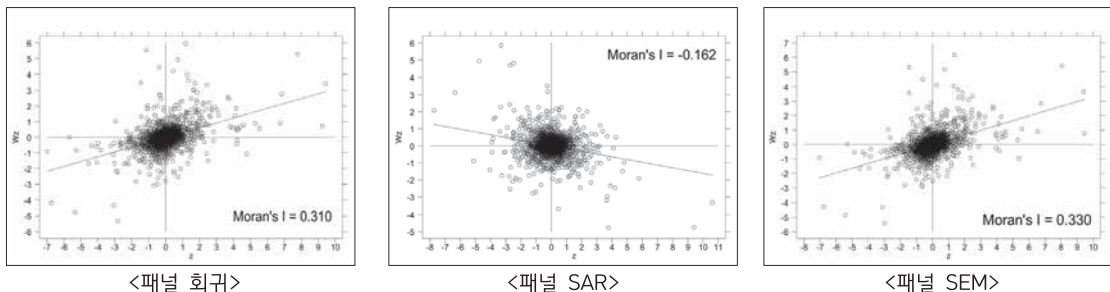
종속변수 APG에 대한 모형 각각의 오차항별 Moran 지수의 산점도는 <그림 1>에 제시된 바와 같다. 이 때, 가중행렬의 행(row)을 표준화한 후, Moran 지수 산점도를 산정하게 되므로 상기에서 제시된 Moran's-I 값과 차이가 발생한다. <그림 1>에서 대각선의 기울기는 표준화된 Moran's-I를 의미하게 되는데, 종속변수 APG일 때, 패널 회귀 모형의 표준화 Moran's-I는 0.310으로 나타났으며 패널 SAR은 -0.162, 그리고 패널 SEM은 0.330으로 나타나, <표 7>의 결과와 동일하게 패널 SAR 모형에서 공간 자기상

<표 7> 종속변수 APG에 대한 모형별 Moran's-I 검정

추정 모형 종속변수: APG(고정효과)	$I$	$E(I)$	$sd(I)$	$z$	p-value*
패널 회귀	0.268	-0.000	0.016	17.16	0.000
패널 SAR	-0.046	-0.000	0.016	-2.92	0.002
패널 SEM	0.286	-0.000	0.016	18.33	0.000

주 : \* 1-tail test

<그림 1> 모형별 오차항에 대한 Moran 산점도 (종속변수: APG)



관성이 현저하게 해소되었음을 확인할 수 있다.

한편, <표 8>은 종속변수가 *CPG*일 때 패널 회귀 모형, 패널 SAR, 그리고 패널 SEM의 추정 오차에 대한 Moran's-I 산정 결과를 제시하고 있다. 산정 결과, 종속변수가 *CPG*인 패널 회귀 모형의 Moran's-I는 0.374로 확인되며, 패널 SAR 모형은 -0.108, 그리고 패널 SEM은 0.416으로 확인된다. 따라서 종속변수가 *CPG*인 경우에도 패널 SAR 모형일 경우에 공간 자기상관성이 해소되었음을 확인할 수 있다.

이와 관련하여 <그림 2>는 종속변수 *CPG*에 대한 각 모형별 표준화된 Moran's-I 값을 제시하고 있다. 이를 살펴보면, 패널 회귀에서는 0.391, 패널 SAR 모형에서는 -0.167, 그리고 패널 SEM에서는 0.435를 나타내고 있어, 종속변수가 *APG*인 경우와 동일하게 *CPG*가 종속변수인 경우에서도 패널 SAR 모형이 가장 잘 공간 자기상관성을 통제하고 있음을 확인할 수 있다.

**2. 패널 회귀 모형 및 공간 패널 모형 분석 결과**

먼저, 종속 변수가 *APG*인 경우의 모형별 추정 결과는 <표 9>에 제시된 바와 같다. 이 때, 추정 결과의

제시는 공간 패널 회귀 모형과 함께 앞서 실시된 패널 회귀 모형의 추정 결과를 함께 제시하여 모형별 비교를 용이하도록 하였다.

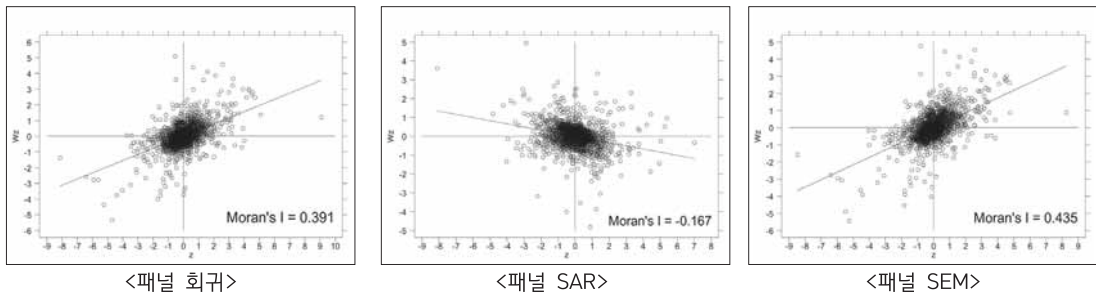
종속변수가 *APG*인 경우에는 패널 회귀 모형과 동일하게 패널 SAR 모형 및 패널 SEM에서도 고정 효과 모형으로 추정하였으며, 가장 적합한 모형을 찾기 위하여 다양한 모형 적합성 검정 결과를 제시하였다<sup>6)</sup>. 공간 모형의 사용목적이 공간 자기상관성의 통제에 있으므로, 공간 상관 계수인  $\rho$ 와  $\lambda$ 의 통계적 유의성은 중요한 의미를 갖는다. 이에 본 연구에서는 앞서 실시한 패널 회귀 모형의 추정 결과를 사용하여 Anselin (1988)이 제시한 바와 같이 LM(Lag) 및 LM(Error) 검정을 실시하였다. 검정 결과, LM(Lag) 값은 289.59로 나타나  $\rho = 0$ 이라는 귀무가설을 기각하였으며, LM(Error) 값은 290.76으로 나타나  $\lambda = 0$ 이라는 귀무가설을 기각하였다. 따라서 공간 자기상관 계수만으로 판단할 경우, 패널 SAR 모형 및 패널 SEM 모두 적합한 것임을 알 수 있다. 이와 관련하여 패널 SAR 모형 및 패널 SEM 추정 결과에 대하여 각각  $\rho = 0$  및  $\lambda = 0$ 이라는 귀무가설에 대한 Wald 검정을 실시하였는데, 이 또한 모두 LM 검정과 동일하게 귀무가설을 기각하여 동일한 결과를 제시하고 있다.

<표 8> 종속변수 *CPG*에 대한 모형별 Moran's-I 검정

추정 모형 종속변수: <i>CPG</i> (확률효과)	<i>I</i>	$E(\hat{I})$	$sd(\hat{I})$	<i>z</i>	p-value*
패널 회귀	0.374	-0.000	0.016	23.898	0.000
패널 SAR	-0.108	-0.000	0.016	-6.83	0.000
패널 SEM	0.416	-0.000	0.016	26.55	0.000

주 : \* 1-tail test

<그림 2> 모형별 오차항에 대한 Moran 산점도 (종속변수: *CPG*)



6) 본 연구에서는 OLS 추정에 대한 LM(Lag) 및 LM(Error) 검정은 Anselin(1988)이 제시한 LM 검정 방법에 따라 Matlab을 사용하여 산출하였으며, 공간 패널 모형은 Belotti et al.(2013)이 작성한 xsmle.ado Stata 코드를 사용하여 추정하였다.

한편, 모형 전체의 적합도를 검정하기 위한 AIC 및 BIC 검정 결과를 살펴보면, AIC -18855.35 및 BIC -18804.08을 기록한 패널 SEM이 가장 낮은 AIC 및 BIC를 나타내는 것으로 확인된다. 반면, 상기 <표 7> 및 <그림 1>에 제시된 바와 같이 모형별 오차항에 대한 Moran's-I 검정 결과는 패널 SAR 모형이 -0.046으로 가장 낮게 나타났다. 이는 공간적 인접성이 높을수록 추정 오차항의 유사성이 낮아짐을 의미하는 것으로서, 다른 모형에 비해 패널 SAR 모형을 사용하여

추정할 경우 가장 적절히 공간 자기상관성을 통제할 수 있음을 의미한다.

상기와 같은 분석 결과에 따라 종속변수가 APG인 경우, 비록 패널 SEM에서 AIC 및 BIC 값이 가장 낮게 나타났으나, Moran's-I를 기준으로 볼 때 자료상에 포함된 공간 자기상관성을 가장 적절하게 통제할 수 있는 모형은 패널 SAR 모형으로 보인다. 따라서 패널 SAR 모형의 추정 결과를 중심으로 아파트 매매가격 변동률과 네이버 트렌드 검색어 조회수와의 관계를 살

<표 9> 종속변수 APG에 대한 모형별 추정 결과 (조정효과)

변수명	패널 회귀	패널 SAR	패널 SEM
<i>L1.APG</i>	0.6918451 (43.35)***	0.325050 (20.06)***	0.64600760 (39.46)***
<i>n_APT</i>	0.0000306 (5.13)***	0.000030 (4.74)***	0.00002660 (4.57)***
<i>L1.n_APT</i>	0.0000149 (2.33)**	0.000018 (2.68)***	0.00001440 (2.30)***
<i>L2.n_APT</i>	-0.0000384 (-6.45)***	-0.000003 (-0.52)	-0.00002850 (-4.86)***
<i>n_CP</i>	-0.0000306 (-5.01)***	-0.000017 (-2.58)**	-0.00002320 (-3.63)***
<i>L1.n_CP</i>	0.0000036 (0.51)	-0.000006 (-0.76)	0.00000024 (0.03)
<i>L2.n_CP</i>	0.0000029 (0.46)	0.000001 (0.17)	-0.00000256 (-0.40)
상수항	0.0005070 (3.22)***	-	-
$\rho$	-	0.2759135 (140.16)***	-
$\lambda$	-	-	0.1056874 (18.01)***
R2 : within	0.5348	0.0016	0.5340
between	0.9519	0.0171	0.9414
overall	0.5466	0.0005	0.5455
LM (Lag)	289.59***	-	-
LM (Error)	290.76***	-	-
Wald (Lag)	-	19644.18***	-
Wald (Error)	-	-	324.40***
AIC	-18601.86	-17644.98	-18855.35
BIC	-18556.29	-17593.72	-18804.08
Moran's-I	0.268***	-0.046***	0.286***
<i>E(I)</i>	-0.000	-0.000	-0.000

주 1 : 괄호안 수치는 t-value를 의미

2 : p-value: \* p < 0.1, \*\* p < 0.05, \*\*\* p < 0.01

3 : LM(Lag) 및 Wald(Lag)의 귀무가설 :  $\rho=0$ , LM(Error) 및 Wald(Error)의 귀무가설 :  $\lambda=0$

해보고자 한다.

먼저,  $L1.APG$ 는 여전히 가장 높은 영향력을 미치는 변수로 작용하고 있으며, 통계적으로 1%의 수준에서 유의성을 나타내고 있음을 알 수 있다. 또한,  $\rho$  추정 계수값은 0.2759로서 1% 수준에서 유의성을 갖는 것으로 나타나 아파트 매매가격 변동률이 이웃 지역의 변동률 수준에 따라 상당히 영향을 받고 있는 것으로 해석된다.

네이버 트렌드 검색어 “OO구 아파트”에 해당하는  $n\_APT$  및 이의 1계 시차 변수인  $L1.n\_APT$ 는 모두 1%의 수준에서 통계적 유의성을 갖는 것으로 나타났으며, 모두  $APG$ 에 양(+)의 영향력을 미치는 것으로 나타났다. 반면,  $L2.n\_APT$ 의 경우는 패널 회귀 모형의 추정 결과와 다르게 통계적 유의성을 나타내지 않는 것으로 나타났는데, 이는 패널 회귀 모형에서 통계적 유의성을 나타낸  $L2.n\_APT$ 가 공간 자기상관성을 통제하게 됨으로 인해 통계적 유의성을 상실하게 된 것으로 해석된다. 즉, 패널 SAR 모형을 사용함으로써 공간 자기상관성을 통제하면서 추정한 결과, 패널 회귀 모형에서 시차별로 일치되지 않았던 독립변수 중  $L2.n\_APT$ 의 통계적 유의성이 사라지면서  $n\_APT$ 는 1계 시차에서  $APG$ 에 양(+)의 영향을 미치는 것으로 정리되었다.

“OO구 전세”란 네이버 검색어에 해당하는  $n\_CP$ 는 5% 수준에서 통계적 유의성을 갖는 것으로 나타났

으며, 음(-)의 부호를 갖는 것으로 나타났다. 이는 패널 회귀 모형에서의 결과와 동일한 결과로서, 아파트 전세 시장에 대한 소비자 관심도의 증가가 아파트 매매 가격 상승과는 역의 관계를 갖고 있는 것으로 해석된다. 하지만, “OO구 전세”의 시차 변수인  $L1.n\_CP$  및  $L2.n\_CP$ 는 통계적 유의성을 나타내지 않는 것으로 확인되었는데, 이 역시 패널 회귀 모형에서의 추정 결과와 동일함을 알 수 있다.

상기의 추정 결과를 근거로 볼 때,  $t$ 시점 및  $t-1$ 시점의 “OO구 아파트”란 검색어 조회수 증가는 아파트 매매가격 변동률에 양(+)의 영향력을 미치는 것으로 확인되었으며,  $t$ 시점 “OO구 전세”란 검색어 조회수의 증가는 아파트 매매가격 변동률에 (-)의 영향력을 미치는 것으로 확인되었다. 즉, 이번달 또는 지난달에 아파트에 대한 검색어 조회수가 증가하게 되면 아파트 매매가격 변동률도 양(+)의 방향으로 상승하게 되며, 반대로 이번달 전세에 대한 검색어 조회수가 증가하게 되면 아파트 매매가격 변동률은 감소하게 됨을 의미하는 것으로 해석할 수 있다. 이는 해당 지역 아파트에 대한 관심도가 인터넷 활동에 반영되게 되고, 이로 인한 아파트 매수 결정이 아파트 매매가격 변동률을 상승시키는 것으로 해석할 수 있다. 반면, 전세에 대한 관심도의 증가는 매매 시장에는 부(-)적인 요소로 작용하고 있음을 본 실증 분석 결과는 시사하고 있다.

한편, 독립변수의 변화가 인접 지역에 미치는 영향력인 공간 전이효과에 대한 분석 결과는 <표 10>에

<표 10>  $APG$ 에 대한 공간 전이 효과 (패널 SAR 고정효과 모형)

변수명	Direct Effects	Indirect Effects	Total Effects
$L1.APG$	0.1851446 (9.50)***	-1.7208300 (-13.33)***	-1.5356850 (-10.94)***
$n\_APT$	0.0000173 (3.74)***	-0.0001592 (-4.43)***	-0.0001420 (-4.39)***
$L1.n\_APT$	0.0000103 (2.44)**	-0.0000961 (-2.52)**	-0.0000858 (-2.49)**
$L2.n\_APT$	-0.0000020 (-0.55)	0.0000186 (0.56)	0.0000166 (0.56)
$n\_CP$	-0.0000090 (-2.35)**	0.0000827 (2.58)**	0.0000737 (2.58)**
$L1.n\_CP$	-0.0000030 (-0.74)	0.0000281 (0.75)	0.0000251 (0.75)
$L2.n\_CP$	0.0000002 (0.05)	-0.0000009 (-0.03)	-0.0000007 (-0.02)

주 1 : 괄호안 수치는 t-value를 의미

2 : p-value: \*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$

제시된 바와 같다.

추정 결과, 직접 효과의 부호는 모두 본 모형 추정 결과와 동일하게 나타났으나, 공간 전이 효과를 나타내는 간접 효과의 부호는 일부 다른 방향으로 나타났음을 알 수 있다. 이는 해당 지역에서 독립변수가 종속 변수에 미치는 영향의 방향성이 이웃 지역에는 다르게 작용함을 의미한다. 먼저,  $L1.APG$ 의 직접 효과는 양(+)의 부호를 갖고 있으나, 간접 효과는 음(-)의 부호를 나타내는 것으로 확인되는데, 이는 전기 아파트 매매

가격 변동률의 증가가 해당 지역의 당기 변동률에는 양(+)의 영향력을 미치나 이웃 지역에는 음(-)의 영향력을 미침을 의미한다. 또한,  $n\_APT$  및  $L1.n\_APT$ 의 직접 효과는 양(+)의 부호를 나타내었으나, 간접 효과에서는 음(-)의 부호를 갖는 것으로 확인되었는데, 이 또한 “OO구 아파트”란 네이버 검색어 조회수의 변화가 아파트 매매가격 변동률에 미치는 영향의 방향성이 해당 행정구와 이웃 행정구에서 다를 수 의미한다. 더불어,  $n\_CP$ 에서도 직접 효과의 부호는 음(-)으로

<표 11> 종속변수  $CPG$ 에 대한 모형별 추정 결과 (확률효과)

변수명	패널 회귀	패널 SAR	패널 SEM
$L1.CPG$	0.5957253 (34.75)***	0.1546071 (9.21)***	0.4896787 (25.54)***
$n\_APT$	0.0000067 (0.73)	-0.0000081 (-0.91)	0.0000035 (0.41)
$L1.n\_APT$	0.0000313 (3.16)***	0.0000070 (0.73)	0.0000237 (2.57)**
$L2.n\_APT$	-0.0000374 (-4.09)***	-0.0000106 (-1.20)	-0.0000218 (-2.56)**
$n\_CP$	0.0000168 (1.79)*	0.0000067 (0.73)	0.0000144 (1.51)
$L1.n\_CP$	0.0000134 (1.23)	-0.0000087 (-0.84)	0.0000090 (0.83)
$L2.n\_CP$	0.0000033 (0.35)	0.0000028 (0.30)	0.0000019 (0.20)
상수항	0.0004957 (2.18)**	-0.0003202 (-0.81)	0.0009884 (3.26)***
$\rho$	-	0.2755527 (142.88)***	-
$\lambda$	-	-	0.1262631 (25.39)***
R2 : within	0.4178	0.1090	0.4176
between	0.5983	0.1121	0.5373
overall	0.4186	0.1073	0.4179
LM (Lag)	567.35***	-	-
LM (Error)	565.98***	-	-
Wald (Lag)	-	20414.82***	-
Wald (Error)	-	-	644.77***
AIC	-	-16026.65	-17065.93
BIC	-	-15963.99	-17043.15
Moran's-I	0.374***	-0.108***	0.416***
$E(I)$	-0.000	-0.000	-0.000

주 1 : 괄호안 수치는 t-value를 의미

2 : p-value: \* p < 0.1, \*\* p < 0.05, \*\*\* p < 0.01

3 : LM(Lag) 및 Wald(Lag)의 귀무가설 :  $\rho=0$ , LM(Error) 및 Wald(Error)의 귀무가설 :  $\lambda=0$

나타났으나, 간접 효과에서는 양(+의 부호로 나타났음을 확인할 수 있다. 이 같은 추정 결과는 아파트 매매 가격이 행정구 간에 경쟁적 관계를 형성하고 있음을 유추할 수 있게 해주는데, 전기 매매가격 또는 인터넷 검색의 증가로 인한 특정 행정구 아파트 매매의 활성화가 인접 행정구 매매 시장에는 부(-)적인 요소로 작용하고 있는 것으로 해석된다.

주목할 만한 점은,  $n\_APT$ ,  $L1.n\_APT$ , 그리고  $n\_CP$ 의 추정 결과 모두에서 간접 효과가 직접 효과보다 비중이 높다는 점이다. 이는 네이버 검색어 조회수의 변화가 해당 행정구보다는 인접 행정구의 아파트 매매가격 변동률에 더 많이 영향력을 미치고 있음을 의미한다. 또한 그 영향력의 방향이 다르다는 점과 더불어 판단할 때, 아파트 매매가격 변동률의 결정에는 공간적 영향력이 상당 부분 높게 작용하고 있는 것으로 해석할 수 있다.

한편, 종속변수가  $CPG$ 일 때 모형별 추정 결과는 <표 11>에 제시된 바와 같다. 먼저 모형 선정을 위한 적합성 검정 결과를 살펴보면, AIC 및 BIC 값은 패널 SEM에서 가장 낮은 -17065.93 및 -17043.15를 기록하였다. 또한 패널 회귀 모형 추정에 따른 LM(Lag) 및 패널 SAR 모형에서의 Wald 검정 결과에서 모두  $\rho=0$ 이라는 귀무가설을 기각하였으며, 패널 회귀 모형의 LM(Error) 및 패널 SEM의 Wald 검정에서도  $\lambda=0$ 이라는 귀무가설을 기각하고 있어  $\rho$  또는  $\lambda$  값의 유의성을 통해서는 모형별 변별력을 찾기 어려워 보인다. 반

면, 추정 모형의 오차항에 대한 Moran's-I 검정 결과는 패널 SAR 모형일 경우 -0.108로 나타나 공간 자기상관성을 가장 잘 통제하고 있는 것으로 나타났다.

상기와 같은 모형 적합성 검정 결과, 종속 변수가  $CPG$ 인 경우에도 공간 가중상관성을 가장 적절하게 통제하고 있는 모형은 패널 SAR 모형으로 판단되며, 이에 추정 결과는 패널 SAR 모형을 중심으로 살펴보고자 한다. 패널 SAR 모형 추정 결과, 추정 계수 중 통계적 유의성을 갖는 독립 변수는  $L1.CPG$ 가 유일한 것으로 나타났다. 이는 앞서 실시한 패널 회귀 모형에서  $L1.CPG$ ,  $L1.n\_APT$ ,  $L2.n\_APT$ , 그리고  $n\_CP$ 가 통계적 유의성을 나타냈던 것에 비해 상당히 다르다는 점에서 주목할 만하다.  $L1.CPG$ 은 패널 SAR 모형에서도  $CPG$ 에 여전히 높은 영향력을 미치고 있는데, 이와 더불어  $CPG$ 의 공간 자기상관성을 의미하는  $\rho$ 의 추정치도 0.2755로 상당히 높은 비중을 차지하고 있음을 알 수 있다. 이 같은 결과는 아파트 전세가격 변동률 결정에 있어서 전기의 전세가격 변동률 및 인접 행정구의 전세가격 변동률이 주요한 요인으로 작용하고 있으며, 공간 자기상관성을 통제할 때 인터넷 검색이 전세가격 변동률에는 유의미한 영향력을 미치지 못하는 것으로 해석된다. 즉, 아파트 매매가격 변동률과 다르게 전세가격 변동률에 있어서 인터넷 검색이 영향을 준다고 언급하기는 어려운 것으로 보이며, 오히려 전기의 전세가격 변동률 및 인접 행정구의 전세가격 변동률이 당기 전세가격 변동률에 주로 영향을

<표 12>  $CPG$ 에 대한 공간 전이 효과 (패널 SAR 확률효과 모형)

변 수 명	Direct Effects	Indirect Effects	Total Effects
$L1.CPG$	0.0856087 (8.36)***	-0.8303235 (-8.73)***	-0.7447148 (-7.96)***
$n\_APT$	-0.0000042 (-0.75)	0.0000394 (0.75)	0.0000352 (0.75)
$L1.n\_APT$	0.0000041 (0.71)	-0.0000381 (-0.70)	-0.0000340 (-0.70)
$L2.n\_APT$	-0.0000062 (-1.21)	0.0000591 (1.21)	0.0000529 (1.21)
$n\_CP$	0.0000044 (0.88)	-0.0000417 (-0.89)	-0.0000373 (-0.89)
$L1.n\_CP$	-0.0000047 (-0.82)	0.0000443 (0.83)	0.0000396 (0.83)
$L2.n\_CP$	0.0000009 (0.18)	-0.0000078 (-0.17)	-0.0000069 (-0.16)

주 1 : 괄호안 수치는 t-value를 의미

2 : p-value: \*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$



미치는 것으로 보인다.

이에, 아파트 전세가격 변동률에 있어서 패널 SAR 모형에 따른 공간 전이 효과 추정 결과를 살펴보면, <표 12>에 제시된 바와 같다. 추정 결과, 패널 SAR 모형의 본 추정 결과와 동일하게  $L1.CPG$ 를 제외한 모든 독립변수들이 통계적으로 유의성을 갖고 있지 않음을 확인할 수 있다. 한편,  $L1.CPG$ 의 직접 효과는 0.0856이고, 간접 효과는 -0.8303로 나타나 부호는 서로 반대 방향이며 간접 효과의 비중이 훨씬 높음을 알 수 있다. 이는 어떤 행정구의  $t-1$  시점의 아파트 전세가격 변동률은 해당 행정구의  $t$ 시점 전세가격 변동률에 양(+)의 영향력을 미치나, 인접 행정구의  $t$ 시점 전세가격 변동률에는 음(-)의 영향력을 미침을 의미하며, 이 때 그 영향력은 해당 행정구에서보다 인접 행정구에 더 크게 나타남을 의미하는 것이다.

이 같은 결과는 특정 지역의 전기 전세 수요의 증가가 인접 지역의 당기 전세 수요의 변화에 음(-)의 영향력을 미치는 것으로 해석되며, 전기 인접 지역 전세가격 변동률의 공간 전이효과가 상당한 영향력을 미침을 시사하는 결과로 해석된다. 다만, 아파트 매매가격 변동률의 경우와는 다르게 네이버 트렌드 검색어 조회수가 전세가격 변동률에는 유의미한 영향력을 미치지 못하는 것으로 나타나, 네이버 등의 인터넷 포털이 실수요자 위주의 전세 시장에서는 주요 정보원으로 활용되고 있지 못한 것으로 보인다.

## V. 결론

본 연구는 인터넷 정보 검색과 아파트 매매 및 전세가격 간의 관계를 확인하기 위하여 2007년 1월부터 2014년 6월까지 서울시 25개 행정구를 대상으로 아파트 매매 및 전세가격 변동률을 각각 종속변수로 설정하고 국내 최대 인터넷 포털 서비스 네이버의 정보 검색량 지수인 네이버 트렌드 통계를 독립변수로 설정하여 실증 분석을 실시하였다.

먼저 분석 모형 설정을 위한 사전적 추정 결과, 수집된 자료를 일반적인 패널 회귀 모형으로 추정할 경우 추정 오차항에 공간 자기상관성이 존재함을 확인할 수 있었다. 따라서 본 연구는 패널 SAR 모형 및 패널 SEM을 추가로 설정하여 공간 자기상관성을 가장 잘

통제할 수 있는 모형을 검정하였으며, 검정 결과 종속변수가  $APG$  및  $CPG$ 인 경우 모두 패널 SAR 모형이 공간 자기상관성 통제에 가장 적합한 모형인 것으로 확인되었다.

본 연구의 실증 분석 결과는 인터넷 정보 검색의 영향력이 아파트 매매 및 전세가격에 서로 다르게 작용하고 있음을 보여주고 있다.

먼저, 아파트 매매가격에 대하여 “OO구 아파트”란 검색어 조회수는 양(+)의 영향력을 미치는 것으로 확인되었으나, “OO구 전세” 검색어는 아파트 매매가격에 음(-)의 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 아파트에 대한 정보 검색의 증가가 아파트 매매가격 상승에 정적(+)인 영향을 미치는 반면, 전세에 대한 정보 검색은 전세 수요 증가로 인한 매매 수요의 감소로 이어지기 때문인 것으로 해석된다. 또한, 아파트 매매가격에 대한 패널 SAR 모형의 공간 전이효과 분석 결과, 인터넷 검색어 조회수의 공간 전이효과(간접효과)는 직접효과와 부호를 반대로 갖는 것을 확인할 수 있었다. 이는 인터넷 정보 검색의 증가가 특정 지역에서 매매 수요 증가를 불러일으키는 반면, 인접 지역에서는 매매 수요의 감소로 이어짐을 의미하는 결과로서 아파트 매매 시장이 행정구 간 경쟁적 관계를 형성하고 있음을 시사하는 결과로 해석된다. 이 때, 주목할 만한 점은 공간 전이 효과를 의미하는 간접효과의 비중이 직접효과보다 더욱 크다는 점인데, 이러한 결과는 서울시 아파트 매매가격 형성에 공간적 전이 현상이 중요한 요소로 작용하고 있음을 나타내는 결과로 풀이된다.

한편, 아파트 전세가격 변동률이 종속변수로 설정된 패널 SAR 모형 추정 결과에서는 종속변수의 1계 시차변수( $L1.CPG$ )를 제외한 나머지 변수는 통계적 유의성을 갖지 않는 것으로 확인되어, 네이버 검색어 조회수와 서울시 아파트 전세가격 변동률 간의 유의미한 관계는 포착할 수 없었다.

결론적으로, 본 연구는 아파트 또는 전세와 관련된 인터넷 정보 검색이 아파트 전세가격과는 별다른 관련성을 갖지 않으나, 매매가격에는 유의미한 영향을 미치고 있음을 제시하고 있다. 이에 정책 당국은 아파트 매매 수요 및 가격 예측에 있어 인터넷 정보 검색량을 선행 지표로 활용하는 방안을 제고할 수 있을 것이며, 이를 응용 및 확장할 경우 주택 시장의 단기 변화에 대한 선제적 대응 수단으로도 인터넷 정보 검색 통계의 활용이 가능할 것이다.

다만, 본 연구는 자료의 구성에 있어 자료 구득의 제한으로 인하여 행정구 단위의 자료를 사용하였음이 연구의 한계로 지적될 수 있을 것이다. 실제로 주택 시장에서 소비자들의 인터넷 정보 검색은 행정구 단위 뿐만 아니라 행정동 수준에서 이루어지고 있다는 점을 감안할 때, 본 연구 결과를 실제 주택 가격 및 수요를 예측하기 위한 수단으로 활용하기에는 한계가 있어 보인다. 이에, 향후 부동산 가격 지수의 산정이 행정동 단위까지로 확대되어 이러한 자료를 분석에 활용할 수 있게 된다면 실무적으로도 활용이 가능한 보다 정교한 분석과 예측이 가능할 것으로 판단된다.

또한 본 연구에서는 전역적 공간자기상관성을 근거로 서울시 25개 행정구의 전체적인 공간 전이효과만을 측정하였으나, 특정 행정구의 독립 변수의 변화에 따른 인접 행정구의 종속 변수 변화에 대하여 살펴본다면 보다 입체적인 해석이 가능할 것이다<sup>7)</sup>. 이를 확인하기 위하여는 공간 모형의 평형 효과(Equilibrium Effect, Ward and Gleditsch, 2008) 측정 등이 대안으로 제시될 수 있겠으나, 이에 대하여는 향후 후속 연구를 통해 보다 구체적으로 논할 것을 기약하고자 한다.

논문접수일 : 2015년 10월 12일  
 논문심사일 : 2015년 10월 21일  
 게재확정일 : 2015년 12월 11일

## 참고문헌

1. 공대식, “부동산시장의 변화와 인터넷”, 『대한부동산학회지』 제17권, 대한부동산학회, 1999, pp. 121-137
2. 김대원·유정석, “인터넷 검색 활동과 주택 가격 및 거래량 간 동적 관계 분석”, 『부동산연구』 제24권 제2호, 한국부동산연구원, 2014, pp. 125-140
3. 노용호, “디지털시대의 부동산시장의 변화”, 『토지와건물』 제19권, 국제부동산정책학회, 2004, pp. 89-101
4. 부동산114, 『인터넷 및 중개업소를 이용한 수요자 주택거래 패턴 조사』, 부동산114 리서치센터, 2011
5. 정미애·김진·김행조, “SNS를 활용한 부동산 마케팅에 관한 연구”, 『한국전자통신학회 논문지』 제8권 제10호, 한국전자통신학회, 2013, pp. 1581-1587
6. 한국인터넷진흥원, 『한국인터넷백서』, 2014
7. Anselin, Luc, *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Springer Science & Business Media, 1988
8. Anselin, Luc, *Spacestat Tutorial: A Workbook for Using Spacestat in the Analysis of Spatial Data*, Regional Research Institute, West Virginia University, 1992
9. Anselin, Luc, Anil K Bera, “Spatial Dependence in Linear Regression Models with an Introduction to Spatial Econometrics,” *Statistics Textbooks and Monographs*, Vol. 155, 1998, pp. 237-290
10. Baltagi, Badi, *Econometric Analysis of Panel Data 3rd Ed.*, John Wiley & Sons, 2005
11. Belotti, Federico, Gordon Hughes, Andrea Piano Mortari, Xsmle—a Command to Estimate Spatial Panel Models in Stata, German Stata Users Group Meeting, Potsdam, Alemania, 2013
12. Beracha, Eli, M Babajide Wintoki, “Forecasting Residential Real Estate Price Changes from Online Search Activity,” *Journal of Real Estate Research*, Vol. 35 No. 3, 2013, pp. 283-312
13. Blackwell, Roger D., Paul W. Miniard, James F. Engel, *Consumer Behavior 10th Ed.*, South-Western College Pub, 2006
14. Brownstein, John S, Clark C Freifeld, Lawrence C Madoff, “Digital Disease Detection—Harnessing the Web for Public Health Surveillance,” *New England Journal of Medicine*, Vol. 360 No. 21, 2009, pp. 2153-2157
15. Choi, Hyunyoung, Hal Varian, “Predicting the Present with Google Trends,” *Economic Record*, Vol. 88 No. s1, 2012, pp. 2-9
16. Choi, In, “Unit Root Tests for Panel Data,” *Journal of international money and Finance*, Vol. 20 No. 2, 2001,

7) 특정 지역의 독립 변수와 인접 지역의 종속 변수 간 관계 및 지역별 차이에 대한 분석의 필요성은 본 논문 심사 과정 중 익명의 심사위원이 제시한 내용이다. 유익한 연구 제안에 감사드린다.

- pp. 249-272
17. Cliff, Andrew David, J Keith Ord, *Spatial Processes: Models & Applications*, Pion London, 1981
  18. Corley, Courtney, Armin R Mikler, Karan P Singh, Diane J Cook, Monitoring Influenza Trends through Mining Social Media, BIOCOMP, 2009
  19. Cumby, Robert E, John Huizinga, "Testing the Autocorrelation Structure of Disturbances in Ordinary Least Squares and Instrumental Variables Regressions", *Econometrica*, Vol. 60 No. 1, 1992, pp. 185-195
  20. Engel, James F, David T Kollat, D Roger, *Consumer Behavior*, Holt, Rinehart and Winston, Inc., 1968
  21. Etredege, Michael, John Gerdes, Gilbert Karuga, "Using Web-Based Search Data to Predict Macroeconomic Statistics," *Communications of the ACM*, Vol. 48 No. 11, 2005, pp. 87-92
  22. Geary, Robert C, "The Contiguity Ratio and Statistical Mapping," *The Incorporated Statistician*, Vol. 5 No. 3, 1954, pp. 115-146
  23. Getis, Arthur, J Keith Ord, "The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics," *Geographical Analysis*, Vol. 24 No. 3, 1992, pp. 189-206
  24. Ginsberg, Jeremy, Matthew H Mohebbi, Rajan S Patel, Lynnette Brammer, Mark S Smolinski, Larry Brilliant, "Detecting Influenza Epidemics Using Search Engine Query Data," *Nature*, Vol. 457 No. 7232, 2009, pp. 1012-1014
  25. Goel, Sharad, Jake M Hofman, Sébastien Lahaie, David M Pennock, Duncan J Watts, "Predicting Consumer Behavior with Web Search," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 107 No. 41, 2010, pp. 17486-17490
  26. Hadri, Kaddour, "Testing for Stationarity in Heterogeneous Panel Data," *The Econometrics Journal*, Vol. 2000, pp. 148-161
  27. Hausman, Jerry A, "Specification Tests in Econometrics," *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol. 46 No. 6, 1978, pp. 1251-1271
  28. Hill, R Carter, William E Griffiths, Guay C Lim, *Principles of Econometrics 4th Ed.*, Wiley, 2011
  29. Howard, John A, Jagdish N Sheth, *The Theory of Buyer Behavior*, Wiley New York, 1969
  30. Hulth, Anette, Gustaf Rydevik, Annika Linde, "Web Queries as a Source for Syndromic Surveillance," *PLoS one*, Vol. 4 No. 2, 2009, pp. e4378
  31. Im, Kyung So, M Hashem Pesaran, Yongcheol Shin, "Testing for Unit Roots in Heterogeneous Panels," *Journal of Econometrics*, Vol. 115 No. 1, 2003, pp. 53-74
  32. Littlefield, James E, Yeqing Bao, Don L Cook, "Internet Real Estate Information: Are Home Purchasers Paying Attention to It?," *Journal of Consumer Marketing*, Vol. 17 No. 7, 2000, pp. 575-590
  33. Maddala, Gangadharrao S, Shaowen Wu, "A Comparative Study of Unit Root Tests with Panel Data and a New Simple Test," *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 61 No. S1, 1999, pp. 631-652
  34. Moran, Patrick AP, "The Interpretation of Statistical Maps," *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Vol. 10 No. 2, 1948, pp. 243-251
  35. Pelat, Camille, Clement Turbelin, Avner Bar-Hen, Antoine Flahault, Alain-Jacques Valleron, "More Diseases Tracked by Using Google Trends", *Emerging Infectious Diseases*, Vol. 15 No. 8, 2009, pp. 1327
  36. Polgreen, Philip M, Yiling Chen, David M Pennock, Forrest D Nelson, Robert A Weinstein, "Using Internet Searches for Influenza Surveillance," *Clinical Infectious Diseases*, Vol. 47 No. 11, 2008, pp. 1443-1448
  37. Preis, Tobias, Daniel Reith, H Eugene Stanley, "Complex Dynamics of Our Economic Life on Different Scales: Insights from Search Engine Query Data," *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol. 368 No. 1933, 2010, pp. 5707-5719
  38. Radinsky, Kira, Sagie Davidovich, Shaul Markovitch, Predicting the News of Tomorrow Using Patterns in Web Search Queries, Proceedings of the 2008 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, Vol. 1, 2008
  39. Suhoy, Tanya, Query Indices and a 2008 Downturn: Israeli Data, Research Department, Bank of Israel, 2009
  40. Tobler, Waldo R, "A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region," *Economic Geography*, Vol. 46, 1970, pp. 234-240
  41. Valdivia, Antonio, Susana Monge-Corella, "Diseases Tracked by Using Google Trends, Spain," *Emerg Infect Dis*, Vol. 16 No. 1, 2010, p. 168
  42. Ward, Michael D. Kristian Skrede Gleditsch. *Spatial Regression Models (Quantitative Applications in the Social Sciences, Vol. 155)*, Sage, 2008
  43. Wu, Lynn, and Erik Brynjolfsson, The Future of Prediction: How Google Searches Foreshadow Housing Prices and Sales., Available at SSRN 2022293, 2013
  44. Zumpano, Leonard V, Ken H Johnson, Randy I Anderson, "Internet Use and Real Estate Brokerage Market Intermediation," *Journal of Housing Economics*, Vol. 12 No. 2, 2003, pp. 134-150
  45. <http://www.google.org/flutrends> (Trends, Google Flu)