



# 심리변수에 따른 아파트 매매가격지수 예측력 비교 분석 : 설문심리변수와 검색어심리변수를 중심으로

## Comparative Analysis of Predictive Power of Apartment Sales Price Index According to Psychological Variables

: Focusing on the Sentiment Index using the Survey and the Online Search Engine

백송희\* · 조미경\*\* · 강명구\*\*\*

Baek, Songhee · Cho, Mikyoung · Kang, Myounggu

### Abstract

In recent years, real estate prices in Seoul have risen sharply, and existing theories have not adequately explained this phenomenon. Akerlof and Shiller pointed out the sentiment factor as crucial in affecting price changes. One of the most critical issues emerging in this area is the detection of people's sentiments. The survey method is traditionally used to understand people's sentiments. However, some researchers have insisted that big data indexes, such as online search data, detect people's sentiments more accurately than survey data. There is also a lack of research comparing the usefulness of the survey data and internet search data, especially in the housing prediction model. Therefore, we analyzed and compared the relationship between the real estate prices and people's sentiment using survey data and internet search data with the Vector Error Correction model (VECM) and the post-sample forecasting errors model. The models used the apartment sale price, stock price, interest rates, and sentiment index. The real estate market sentiment index was provided by the Korea Research Institute for Human Settlement and the survey data and search volume data was provided by Naver, the dominant search engine service company in Korea. The result confirmed that both indexed sentiments positively affect the apartment sale prices. Moreover, post-sample predictive capability evaluation showed that the model with online search data performed better prediction than the one with the survey data. The result means that big data indexes such as online search data detect people's sentiments with more correction than survey data. As a result, this study allows the researchers to explore more areas in the housing prediction model.

**주제어** 부동산 시장 심리, 아파트 매매가격, 검색어, 벡터오차수정모형, 예측모형

**Keywords** Consumer Sentiment, Apartment Sale Price, Online Search Data, Vector Error Correction Model (VECM), Forecasting Model

## 1. 서론

### 1. 연구의 배경 및 목적

한국부동산원에서 발표한 서울시 아파트 실거래가격지수를

살펴본 결과 코로나 이전 2016년부터 2019년까지 아파트 실거래가격은 약 50% 정도 증가했다. 아파트를 비롯한 부동산 가격의 변화에 대해 Mankiw-Weil은 인구 및 가구 수의 증감, DiPasquale-Wheaton model에서는 주가지수 또는 금리와 같은 거시경제 변수가 영향을 준다고 주장했다(김경환·손재영,

\* Doctorate Candidate, Department of Urban Planning and Design, University of Seoul (First Author: whitepine\_@naver.com)

\*\* Doctor, Department of Urban Planning and Design, University of Seoul (neolarc@uos.ac.kr)

\*\*\* Professor, Department of Urban Planning and Design, University of Seoul (Corresponding Author: mk@uos.ac.kr)

2016; O'Sullivan, 2015).

부동산의 가격은 그 부동산을 사용하면서 얻게 되는 효용이 클수록 높으며, 투자자산으로서의 상대적 매력에 증가하면 높아진다. 부동산 가격은 부동산의 가치에 기반하며, 부동산의 가치는 공간으로서의 사용가치와 자산으로서의 투자가치로 구성되어 있기 때문이다.

그러나 해당 기간 동안 인구는 약 3% 감소했으며, 주택 건설실적 또한 726천호(2016년)에서 488천호(2019년)까지 지속적으로 감소했다. 이러한 주요 요인들의 변화와 감소 현상으로 2016년부터 2019년까지 4년간 나타난 부동산 가격의 급등을 설명하기에는 부족하다.

가격 변동의 중요한 요인으로 Akerlof and Shiller(2009)는 시장에서 사람들의 비이성적인 심리, 즉 야성적 충동(Irrational Exuberance)의 효과를 언급하고 있다. 부동산 가격에 영향을 미치는 실질적이고 합리적인 요인에 더하여 심리적 측면을 고려한 연구들이 진행되고 있음을 알 수 있다(정의철, 2010; Hui et al., 2014; 김지현·최윤영, 2016; Balciar et al., 2021). 그러나 부동산에 대한 소비자 심리와 부동산 가격 간의 관계를 분석한 연구들에서 최근 제기되는 문제는 소비자의 심리를 어떻게 정확히 반영할 수 있는가이다.

심리를 파악하기 위하여 전통적으로 설문조사를 사용해 왔으나 최근 빅데이터의 활용이 가능해지면서 좀 더 정확하게 소비자의 마음을 읽을 수 있는 가능성이 제기되고 있다. 즉, 소비자 심리를 파악하는 자료로서 인터넷의 검색어 자료 또는 트위터와 같은 사회네트워크서비스(SNS) 자료 등 빅데이터를 활용하고자 하는 노력이 증가하고 있다(Beracha and Wintoki, 2013; Dietzel et al., 2014; Dietzel, 2016; Stephens-Davidowitz, 2017; Balciar et al., 2021; 노민지·유선종, 2016; 김대원·유정석, 2016a; 김대원·유정석, 2016b). 하지만 새로운 심리 데이터가 기존 설문 데이터와 비교해 부동산 시장에서 소비자 심리를 반영하는 데이터로서 유용성에 대한 연구는 아직 미비하다고 할 수 있다. 특히 가격 예측이 중요한 부동산 시장에서 기존 설문 데이터와 비교해 새로운 데이터의 예측력을 비교한 연구는 그 중요성에도 불구하고 부족한 실정이다.

본 연구에서는 소비자 심리를 파악할 수 있는 설문 조사와 검색어 데이터를 이용하여 부동산의 대표 매물인 아파트 매매가격 간의 관계를 실증적으로 분석하고 이들의 결과를 비교 분석한다. 또한 사후 예측 잔차 모형(Post-sample forecasting errors model)을 사용해 각 모형의 예측력을 비교 분석한다. 이를 통해 아파트 매매가격지수를 더 잘 예측하는 심리변수를 분석을 선정하고자 한다. 연구 결과는 부동산 가격 예측 요인에 대한 이해를 제고하고 향후 보다 정교화된 예측모형의 개발을 위한 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 나아가 설문에 기반을 둔 심리지수와 빅데이터에 기반을 둔 심리지수를 비교함으로써 부동산 시장에 대

한 사람들의 심리를 좀 더 정확히 파악하는 데 빅데이터의 활용 가능성을 제시하고자 한다.

## II. 심리변수와 부동산 시장에 관한 이론 및 선행연구 고찰

급격한 부동산 가격 변동에 영향을 미치는 요인으로 소비자들의 심리를 고려한 연구들이 진행되어져 왔다(최영걸 외, 2004; 정의철, 2010; Hui et al., 2014; He, 2015; 김지현·최윤영, 2016). 국토연구원에서는 부동산 시장에 대한 소비자들의 심리를 파악하기 위해 매월 부동산시장 소비심리지수를 조사해 발표하고 있다. 소비심리지수와 주택매매가격 간의 관계를 연구한 국내연구로 최희갑·임병준(2009)은 주택시장 소비심리지수가 매매가격지수에 선행한다는 것을 보였고, 정의철(2010)은 한국은행의 소비자 동향조사를 활용한 소비심리지수가 주택매매가격지수에 영향을 미치고 있음을 증명하였다. 김시연·유선종(2013)은 한국과 중국의 도시들을 비교하면서 소비심리지수와 주택매매가격지수 간의 양방향 그랜저 인과관계가 있음을 보였다. 김지현·최윤영(2016)은 위계선형모형을 이용해 지역 부동산 시장에서 주택 가격 전망이 거래량에 영향을 미치는 것을 실증 분석하였다. 이외에도 다양한 연구에서 소비심리지수와 아파트 매매가격 간의 동태적 관계를 분석하는 연구가 진행되어져 왔다(최윤영 외, 2017; 서원석, 2019; 양혜선·서원석, 2020).

그러나 기존 연구들의 심리변수는 설문조사를 통해 집계된 지수로 설문조사의 인위성으로 인해 솔직한 심리를 조사하기 어렵다는 한계점을 가진다. Babbie(2022)에 따르면, 설문을 통한 사회조사는 잘 설계된 확률표본이라는 전제하에 모집단의 특성을 기술하는 데 유용하며 큰 표본을 조사할 수 있다. 또한 설문조사의 결과는 애매하지 않다는 장점을 가지고 있다. 하지만 설문조사의 표준화된 응답에 가장 적절한 응답이 빠질 수 있다. 또한 복잡한 문제를 피상적으로 만드는 문제를 가지고 있다. 더불어 설문조사는 인위성(Artificiality)의 문제를 가지고 있다. 인위성이란 사람들이 더 나은 사람으로 보이고자 하는 욕구에서 응답을 무의식적으로 조작하는 경향성을 의미하며 이는 응답자의 기억이나 가상에 의존하는 경향이 있다. 나아가 응답하는 행위 자체가 인위성을 만들 수 있다.

이를 보완하기 위해 설문심리가 아닌 뉴스 기사, 소셜 미디어, 검색어 데이터 등을 이용해 참여자들의 심리를 파악하고 시장과의 관계를 분석하는 연구가 나오고 있다(허양민, 2014; 김대원·유정석, 2016a; 김대원·유정석, 2016b; 정창원, 2016; Soo, 2018). 정창원(2016)은 가격 상승 뉴스와 네이버 검색을 심리지수로 이용해 이들과 부동산 가격과의 상관관계를 실증 분석하였다. 분석결과 검색어가 증가하면 부동산 거래량과 가격이 상승하는 것으로 나타났다. 가격 상승기에 있는 지역일수록 검색어의 영향

이 더 크게 영향을 미쳤다. Soo(2018)는 미국 34개 주의 뉴스에서 부동산 관련 뉴스 중 긍정적인 뉴스와 부정적인 뉴스를 분류했고 긍정적인 뉴스와 부정적인 뉴스가 부동산 가격에 미치는 영향을 실증 분석하였다. 김대원·유정석(2016a)은 트위터 데이터를 활용하여 아파트 매매 및 전세 가격 간의 관계를 실증적으로 분석한 결과 상승 또는 하락 단어가 포함된 트위터와 아파트 매매가격 및 전세 가격과 상관관계가 있다고 밝혔다.

검색어 데이터는 인터넷의 접근이 모두에게 동일하다는 가정하에 특정 주제에 대한 사람들의 관심 내용, 관심 정도, 즉 인위적이지 않은 심리를 알 수 있다. 검색어 데이터가 가용 가능해짐에 따라 검색어 데이터를 활용해 부동산 가격을 예측하는 연구들이 진행되어져 왔다(Choi and Varian, 2012; Beracha and Wintoki, 2013; Dietzel et al., 2014). Dietzel et al.(2014)과 Choi and Varian(2012)은 구글 데이터를 이용해 심리지수를 만들고 심리지수가 상업용 부동산의 가격과의 실증적 관계가 있음을 밝혔다. 일반적 관심 정도와 특정 관심 정도 단어들을 이용해 검색어 지수를 만들었으며, 분석결과 검색어 지수가 상업용 부동산의 설명력을 높였다.

이외에도 국내 연구에서도 검색어 데이터에 대한 관심이 증가하고 있다. 검색어 데이터는 뉴스기사 또는 소셜 미디어 데이터의 단점인 광고 및 허위 글에 대한 문제가 없다는 장점을 가지고 있으나 인터넷이 가능한 지역 또는 특정 연령에 따른 편의가 일어날 수 있다는 단점이 있다. 또한 사람들이 검색어를 사용한 맥락 및 감정을 직접적으로 파악하기 어렵다. 그럼에도 불구하고 Stephens-Davidowitz(2017)는 검색어 데이터를 2016년 미국 대선을 예측한 유일한 데이터로 소개하며, 검색어 데이터가 사람들의 속마음을 파악하는 데 유용하게 활용될 수 있음을 알렸다.

새로운 데이터로서 검색어 데이터를 사용한 연구와 검색어 데

이터와 설문 데이터의 유용성을 비교 분석한 연구도 다수 진행되었다(〈표 1〉 참조). 대표적으로 노민지·유선중(2016)은 설문지수와 검색어 데이터의 실거래 가격 간의 관계를 비교 분석한 결과 검색어 데이터가 포함된 모형이 설문지수가 포함된 모형보다 설명력이 높다는 것을 밝혔다. 다만, 패널분석을 사용함으로써 시계열적 상호작용 관계를 확인하는 데 한계를 가지고 있다.

선행 연구에서는 심리가 부동산 가격 및 거래량에 유의한 영향을 미치며 새로운 심리변수로 트위터 데이터, 검색어, 뉴스 데이터 등이 부동산 가격에 유의미한 영향을 미침을 보였다. 그러나 기존 연구에서는 설문심리 간의 차이점을 비교 분석하지 않고 심리변수를 개별적으로 이용하였다. 본 연구에서는 심리변수로 설문 심리지수와 검색어 데이터를 모두 사용하여 각 변수와 아파트 매매가격 간의 관계를 분석한 뒤, 예측력을 비교 분석한다.

### III. 심리가 아파트 매매가격에 미치는 영향에 대한 분석

#### 1. 연구 방법 및 변수 구성

##### 1) 연구 문제의 설정

본 연구는 아파트 매매가격지수에 설문심리와 검색어심리가 미치는 영향과 예측력의 차이를 비교 분석하는 것을 목적으로 한다. Beracha and Wintoki(2013)에 따르면, 검색어 데이터가 사람들의 무의식적인 심리를 반영해 검색어 데이터가 들어간 모형이 시장을 예측하는 데 더 유의미하다고 주장한다. 이에 따라 본 연구에서도 검색어를 통해 나타난 심리가 들어간 모형이 설문조사를 통해 나타난 심리가 들어간 모형보다 아파트 매매가격지수를 더 적은 오차로 예측할 것이라고 가정한다.

Table 1. The sentiment measure in literature

Authors	Methods	Sentiment measure
McLaren and Shanbhogue (2011)	Regression analysis	Estate agents
Wu and Brynjolfsson (2009)	Panel analysis, AR	Real estate agencies, Real estate listing, Quartely sales
Dietzel et al. (2014)	VAR, Granger causality	General market indicies (eg. Commercial and Investment real estate), Sector-specific indicies search (eg. Jones lang lasalle, Loopnet)
Beracha and Wintoki (2013)	Panel vector AR	<name of city> housing, Real estate <name of city>, Rent <name of city>
Dietzel (2016)	Multivariate probit model	No words (Real estate category), Real estate (property inspections and appraisals sub-category), Real estate (Real estate agencies sub-category), Real estate (Real estate listings sub-category), Housing market keywords (Housig market+Real estate market+Real estate trends), Construction and maintanance (Business and industrial Real estate sub-category), Home (Real estate category)
Kim and Yu (2016b)	Arellano-Bond dynamic panel mockup	<name of city> apartment
Noh and Yoo (2016)	Panel analysis	<name of city> apartment

본 연구의 내용적 범위는 기존 연구를 통해 통제변수를 선정하며 이에 더해 심리에 관한 변수를 포함한다. 심리는 설문심리와 검색어심리를 선정하고 비교 각 변수를 사용한 모형의 예측력을 비교 분석한다. 공간적 범위는 전국으로 한다. 한국감정원의 아파트 매매가격지수의 경우 2012년부터 2022년까지 10년간 연평균 8%씩 증가했다. 그러나 2년의 코로나 기간동안 연평균 증가율은 약 16.4%에 이르렀다. 따라서 시간적 범위는 검색어 데이터를 구득할 수 있는 2016년 1월부터 코로나 발생 시점의 이전까지인 2019년 12월까지 월별자료를 대상으로 한다.

2) 자료의 구축

심리 변수는 전통적인 심리지수인 설문 데이터와 네이버 검색어 데이터를 이용한다. 설문 데이터는 국토연구원에서 발표하는 전국 주택매매시장 소비심리지수를 이용한다. 주택매매시장 소비심리지수는 보합, 하강 및 상승 국면 등 총 9개의 등급으로 분류되며 0-200 사이의 값을 가진다. 지수가 100이 넘어가게 되면 전월/년 대비 가격이 상승 및 거래가 증가했다는 응답자가 많아진 것을 의미한다(국토연구원, 2020).

검색어 데이터는 네이버에서 제공하는 네이버 검색어 데이터를 사용한다. 네이버 검색어 데이터는 해당 기간 내 가장 많은 양의 검색량을 100으로 두고 나머지 검색량을 상대값으로 제공한다. 검색어 데이터는 구글에서 2004년부터 제공하고 있으며 전 세계적으로 가장 많이 쓰이는 검색어 데이터이지만 국내에서는 네이버가 가장 높은 점유율을 차지하고 있으므로 네이버 검색어 데이터를 사용한다(노민지·유선종, 2016). 네이버 검색어에서는 여러 검색어를 하나의 지수로 환산해주는 서비스를 제공하고 있다. 예를 들어, '부동산' 검색어 지수와 '부동산', '매매'로 이뤄진 검색어 지수를 따로 산출할 수 있다. 본 연구에서는 <표 2>에 나와 있는 부동산 관련 검색어, 중개업체 관련 검색어, 그리고 이 둘을 합친 모든 검색어 지수를 별개의 검색어 지수로 산출한다.

검색어 선정에 있어서는 <표 1>에 나와 있는 것과 같이 Beracha

Table 2. Setting of search term keywords

Index	Keywords
Real estate indices	Real Estate(부동산), Apartment(아파트), Real Estate Sale(부동산 매매), Apartment Sale(아파트 매매), Real Estate Transaction Price(부동산 실거래가), Apartment Transaction Price(아파트 실거래가)
Real estate agent indices	Jikbang(직방), LH Rental Alert(LH 임대 알리미), Dabang(다방), KB Real Estate(KB부동산), Hogaeng Nono(호갱노노), LH Subscription Center(LH청약센터), Naver Real Estate(네이버 부동산), LH Rental Sale Alert(LH 임대분양 알리미), Apartment Real Transaction Price App(아파트 실거래가 어플), Peter Pan Finding a Good Room(피터팬 좋은방 구하기)

\*App selected from 1st to 10th in the 'Real Estate/Home Decoration' category in Google Play

and Wintoki(2013)는 'Real estate+i(지역이름)', 'rent+i(지역이름)'을 검색어 변수로 사용하였으며, Dietzel et al.(2014)는 부동산에 대한 일반적(General) 관심단어로 '부동산', '부동산 매매', '부동산 거래', '부동산 임대'를 검색어로 사용하였다. 김대원·유정석(2016)과 노민지·유선종(2016)은 '00구+아파트'를 검색어 변수로 사용하였다. 이외 다수의 연구에서 부동산 관련 중개업체 변수를 검색어로 선정하였다(McLaren and Shanbhogue, 2011; Wu and Brynjolfsson, 2009). 본 연구는 전국을 대상으로 검색어 지수를 추출하므로 일반적인 검색어인 '부동산' 관련 검색어와 아파트 매매가격과 직접적인 관련이 있는 '아파트' 관련 검색어, 그리고 부동산 중개업체 관련 검색어를 선정하였다.

부동산 및 아파트 관련 검색어로 부동산, 아파트, 부동산 매매, 아파트 매매, 부동산 실거래가, 아파트 실거래가로 선정한다. 부동산 중개업체는 구글플레이에서 부동산 및 홈 인테리어 부분의 상위 10개 업체를 중심으로 직방, 다방, KB부동산 등이 해당한다. 이는 <표 2>를 통해 확인할 수 있다.

부동산 가격 변수는 한국부동산원에서 발표하는 전국주택가격동향조사 내 전국 아파트 매매가격지수를 이용한다(<표 3> 참조). 한국부동산원 부동산통계정보시스템에 따르면 전국주택가격동향조사의 조사범위는 전국 261개 시군구이며 조사지역은 아파트의 경우 78시 28군 101구를 대상으로 한다. 조사기준 시점은 월간 동향의 경우 익월 1일을 기준으로 한다. 아파트의 경우 사원용 및 임대용 아파트는 제외된다. 지수의 기준 시점은 2021년 6월을 100이며 매매가격지수는 Jevons Index 방법론을 적용하여 산출되었

Table 3. Keywords and sources

Index	Keywords	Source
AP	National apartment sale price index (Apartment sale price)	Korea Real Estate Board
KOSPI	Korea composite stock price index	Korea Exchange
IR	Mortgage loan interest rates	Bank of Korea
SCS	National housing market consumer sentiment index (Survey sentiment)	Korea Research Institute for Human Settlements
NCSALL	Real estate and real estate agent related Naver search terms (All search terms)	Naver
NCSRE	Real estate related Naver search terms (Real estate search terms)	Naver
NCSRA	real estate agent related Naver search terms (Real estate agent search terms)	Naver

AP=Apartment sale price, KOSPI=Korea composite stock price index, IR=Mortgage loan interest rates, SCS=Survey sentiment, NCSALL=All search terms, NCSRE=Real estate search terms, NCSRA=Real estate agent search terms

다.

마지막으로 통제변수로 한국은행의 주택담보대출금리를 사용하였고, KOSPI 주가지수를 사용하였다. 위 변수들은 DiPasquale-Wheaton 모형에서는 부동산 가격에 영향을 주는 거시경제로 꼽히기도 하며, 코스피는 국가 경제가 성장해 아파트 가격이 상승하는 경우를 통제하기 위해 사용하였으며, 김리영·서원석(2013) 또한 주가지수를 통제하여 심리지수와 주택매매가격 간의 관계를 실증분석하였다. 김원정·여준호(2017)는 금리와 주가지수가 아파트 매매가격에 유의미한 영향을 미친다고 주장하였다. 주택담보대출은 이외에도 다수의 선행연구에서 아파트 매매가격과의 관계가 있는 변수로 선정되었다(최윤영 외, 2017; 서원석, 2019).

### 3) 분석 방법

본 연구에서 설문 조사와 검색어를 통해 본 부동산 참여자의 심리가 아파트 매매가격격에 미치는 영향을 살펴보기 위하여 검증을 거쳐 벡터자기회귀모형과 벡터오차수정모형 중 하나를 이용한다(이유나, 2019). Beracha and Wintoki(2013)는 패널 벡터 자기회귀모형을 이용해 부동산시장 수익률과 검색어 간의 관계를 살펴보았으며, 정의철(2010)은 실질 주택매매가격지수와 심리지수 간의 관계를 분석하기 위해 오차수정모형을 이용했다.

시계열 자료를 분석할 때는, 데이터가 확률적 추세를 가지거나 단위근을 가지게 되면 시계열 간의 선형결합은 허위 인과성을 낼 수 있으므로 시계열 분석의 기초단계에서 먼저 단위근 검정을 해주어야 한다. 여기서는 ADF단위근 검정(Augmented Dickey Fuller Test)을 사용하였다. 시차 길이 선택을 위해, AIC(Akaike's Information Criterion) 기준으로 시차를 선택하였다.

모형 추정 후, Post-sample 예측능력 평가와 T-test를 이용해 어떤 심리지수를 사용한 모형의 예측력이 더 우수한지 비교 분석하였다. Post-sample 예측능력 평가 모형은 t기까지 데이터로 추정된 모형으로 t+s까지의 변수를 예측한 후 예측치와 실적치의 오차를 평가하는 모형으로 알려져 있다(민경삼 외, 2002). 본 연구에서는 각 모형의 2018년까지의 자료를 바탕으로 2019년 1월부터 2019년 12월까지 예측하였고 예측한 값과 실제 관측 값과의 차이를 눈금 조정된 평균제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 통해 분석하였다. RMSE 함수식은 식 (1)과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{s=1}^n \left( \frac{FX_{t+s} - X_{t+s}}{X_{t+s}} \right)^2} \quad (1)$$

여기서,  $FX_{t+s}$ 은 예측한 값을 나타내고  $X_{t+s}$ 은 실제 값을 나타낸다.

불안정한 시계열을 회귀할 때 발생할 수 있는 허구적 회귀를 제거하기 위해 단위근 검정을 진행한다. 시계열 데이터가 확률적 추세를 가지거나 단위근을 가지게 되면 불안정한 시계열로 시계

열 간 선형결합이 허위 인과성을 낼 수 있다. 본 연구에서는 DF(Dickey Fuller Test) 단위근 검정을 적용한다.

변수들의 단위근 검정 결과는 <표 4>와 같다. 각 변수들은 기존 수준에서는 금리 지수와 부동산 검색어심리를 제외하고 불안정한 시계열이며, 1차 차분한 값은 아파트 매매가격지수를 제외하고 1% 이하 수준에서 안정한 시계열로 나타났다.

시차 선택은 AIC 기준으로 <표 5>에 나타난 결과를 보면, 모형I과 모형II에서는 2시차, 모형III에서는 3시차가 선택되었고 모형IV에서는 2차가 선택되었다.

시계열 간 공적분 관계가 발견되면 벡터오차수정모형을 이용해야 한다. <표 5>는 AIC 기준으로 2시차가 선택된 모형은 모형I, 모형II, 모형IV이며, 3시차가 선택된 모형은 모형III이다. <표 6>은 요한슨(Johansen) 공적분 검정한 결과이다. 검정결과 모든 모형에서 공적분 관계가 발견되었다.

요한슨(Johansen) 공적분 검정, AIC 검정을 통해 본 연구는 벡터오차수정모형(VECM)을 사용하였다. VECM을 설명하자면, 만약 두 변수 간 공적분 관계가 있다면 벡터오차수정모형은 다음 식 (2) 및 식 (3)과 같이 표현될 수 있다(Engle and Granger, 1987; 최차순, 2016; 백송희 외, 2022).

Table 4. ADF test (Z-score)

Variables	Variables in level	Variables at first difference
AP	0.7365	0.6326
KOSPI	0.3284	0.0000
IR	0.0028	0.0000
SCS	0.1286	0.0000
NCSALL	0.8180	0.0000
NCSRE	0.0069	0.0000
NCSRA	0.9283	0.0000

AP=Apartment sale price, KOSPI=Korea composite stock price index, IR=Mortgage loan interest rates, SCS=Survey sentiment, NCSALL=All search terms, NCSRE=Real estate search terms, NCSRA=Real estate agent search terms

Table 5. Lag selection (AIC criteria)

Lag	Model I. Survey sentiment	Model II. All search terms	Model III. Real estate search terms	Model IV. Real estate agent search terms
0	19.9406	20.7756	20.2204	20.9923
1	8.20762	9.40607	9.88407	9.51011
2	<b>8.06148*</b>	<b>9.08821*</b>	9.57075	<b>9.09608*</b>
3	8.21648	9.35103	<b>9.48006*</b>	9.44602

\*Statistical Significance at level 10%

\*\*Statistical Significance at level 5%

\*\*\*Statistical Significance at level 1%

Table 6. Johansen tests

Rank	Model I. Survey sentiment	Model II. All search terms	Model III. Real estate search terms	Model IV. Real estate agent search terms
0	52.7104	48.8044	59.9856	48.5165
1	<b>26.6491*</b>	<b>27.2251*</b>	<b>27.5609*</b>	<b>27.1404*</b>
2	12.2008	10.2016	10.2708	9.6821
3	4.5814	0.6109	3.3457	0.1102

\*Statistical Significance at level 10%

\*\*Statistical Significance at level 5%

\*\*\*Statistical Significance at level 1%

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \chi_1 \epsilon_{t-1} + \sum_{i=1}^p \theta_i \Delta X_{t-i} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (2)$$

$$\Delta X_t = \alpha_0 + \chi_1 \epsilon_{t-1} + \sum_{i=1}^p \theta_i \Delta Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta X_{t-i} + \epsilon_t \quad (3)$$

각 변수는 모형에서 1차 차분되어 사용되어 지며,  $\chi_1$ 는 불균형 조정 수렴 속도계수이며,  $\epsilon_{t-1}$ 는 오차수정항이다. 이를 현재 모형의 아파트 매매가격지수 변화량이 종속변수인 경우에 적용하면, 다음과 같다.

Model I. Survey Sentiment

$$\Delta AP_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p b_i \Delta AP_{t-1} + \sum_{i=1}^p c_i \Delta KOSPI_{t-1} + \sum_{i=1}^p d_i \Delta IR_{t-1} + \sum_{i=1}^p e_i \Delta SCS_{t-1} + \chi_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (4)$$

Model II. All Search Terms

$$\Delta AP_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p b_i \Delta AP_{t-1} + \sum_{i=1}^p c_i \Delta KOSPI_{t-1} + \sum_{i=1}^p d_i \Delta IR_{t-1} + \sum_{i=1}^p e_i \Delta NCSALL_{t-1} + \chi_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (5)$$

Model III. Real Estate Search Terms

$$\Delta AP_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p b_i \Delta AP_{t-1} + \sum_{i=1}^p c_i \Delta KOSPI_{t-1} + \sum_{i=1}^p d_i \Delta IR_{t-1} + \sum_{i=1}^p e_i \Delta NCSRE_{t-1} + \chi_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (6)$$

Model IV. Real Estate Agent Search Terms

$$\Delta AP_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p b_i \Delta AP_{t-1} + \sum_{i=1}^p c_i \Delta KOSPI_{t-1} + \sum_{i=1}^p d_i \Delta IR_{t-1} + \sum_{i=1}^p e_i \Delta NCSRA_{t-1} + \chi_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (7)$$

식 (4)는 전국 아파트 매매가격지수와 설문지수(SCS)를 분석한 모형이다. 식 (5)는 전국 아파트 매매가격지수와 전체 검색어심리를 분석한 모형II이다. 식 (6)은 전국 아파트 매매가격지수와 부동산 검색어심리(NCSRE)를 고려하여 분석한 모형III이다. 식 (7)은 중개업체 검색어심리(NCSRA)와 전국 아파트 매매가격지

수를 분석한 모형IV이다.

각 모형의 유의성을 검정하기 위해 F-statics 검정을 한 결과 모든 모형에서 유의한 값을 보였다. 이는 <표 7>을 통해 확인할 수 있다.

모든 모형의 자기상관 검정(Lagrange-multiplier test)을 통해 잔차의 자기상관 검정을 한 결과 <표 8>을 통해 확인할 수 있다. 모든 모형에서 자기상관성이 없는 것으로 나타났다.

<표 9>를 통해 Roots of the companion matrix 모형 안정성을 검정한 결과, 모든 모형의 점이 원 안에 위치해 모든 모형이 안정적이라는 것을 확인하였다.

Table 7. F-statics test

	Model I	Model II	Model III	Model IV
F-statics	37.63***	25.32***	27.79***	26.11***

\*Statistical Significance at level 10%

\*\*Statistical Significance at level 5%

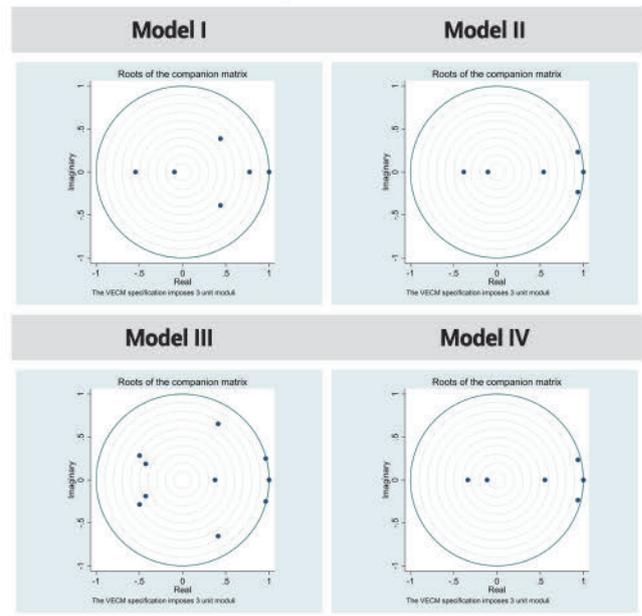
\*\*\*Statistical Significance at level 1%

Table 8. Lagrange-multiplier test

Lag	Model I (p-value)	Model II (p-value)	Model III (p-value)	Model IV (p-value)
1	0.80165	0.60109	0.66537	0.71678
2	0.80766	0.83825	0.20354	0.96443

H0: no autocorrelation at lag order

Table 9. Roots of the companion matrix



## IV. 분석 결과

### 1. 기초통계분석

〈표 10〉은 분석변수들의 기초통계량이며, 〈표 11〉은 시계열 그래프를 나타낸 것이다. 아파트 매매가격, 코스피지수, 금리지수, 설문심리지수, 전체 검색어심리, 부동산 검색어심리, 중개업체 검색어심리의 총 관측치는 48개이다.

아파트 매매가격의 평균은 86.9이고 최솟값은 85.804이고 최댓값 88.09이며 2018년 이후 감소하는 추세를 보이고 있다. KOSPI는 평균은 2186.5이고, 최솟값은 1912.0이고, 최댓값은 2566.4이다. KOSPI도 아파트 매매가격지수와 동일하게 2018년 이후 감소 추세를 보이고 있다. 주택담보대출은 잔액기준을 사용하였다. 평균은 3.09006, 최솟값은 2.93, 최댓값은 3.28을 보이고 있으며, 2018년도 이후 감소 추세를 보이고 있다. 설문심리는 평균 116.09로 사람들은 평균적으로 앞으로 아파트 가격이 오를 것이라 예상하고 있다. 최솟값은 91.9이고 최댓값은 134.1이며 2018년도까지 전체적으로 하락세를 보이다 2019년도에 증가하는 추세를 보이고 있다.

검색어심리는 모두 최댓값은 100이며, 전체 검색어심리는 평균 59.945이고, 최솟값은 37.897이다. 부동산 검색어심리의 평균은 전체보다 높은 75.058이고 최솟값은 59.430이다. 중개업체 검색어심리는 평균이 54.204이며 최솟값은 28.627이다. 전체 검색어심리와 중개업체 검색어심리는 비슷한 추세를 보이며, 지속적으로 증가하고 있다. 이와 다르게 부동산 검색어심리는 하락세와 증가세를 반복하고 있는 것을 확인할 수 있다.

### 2. 분석 결과

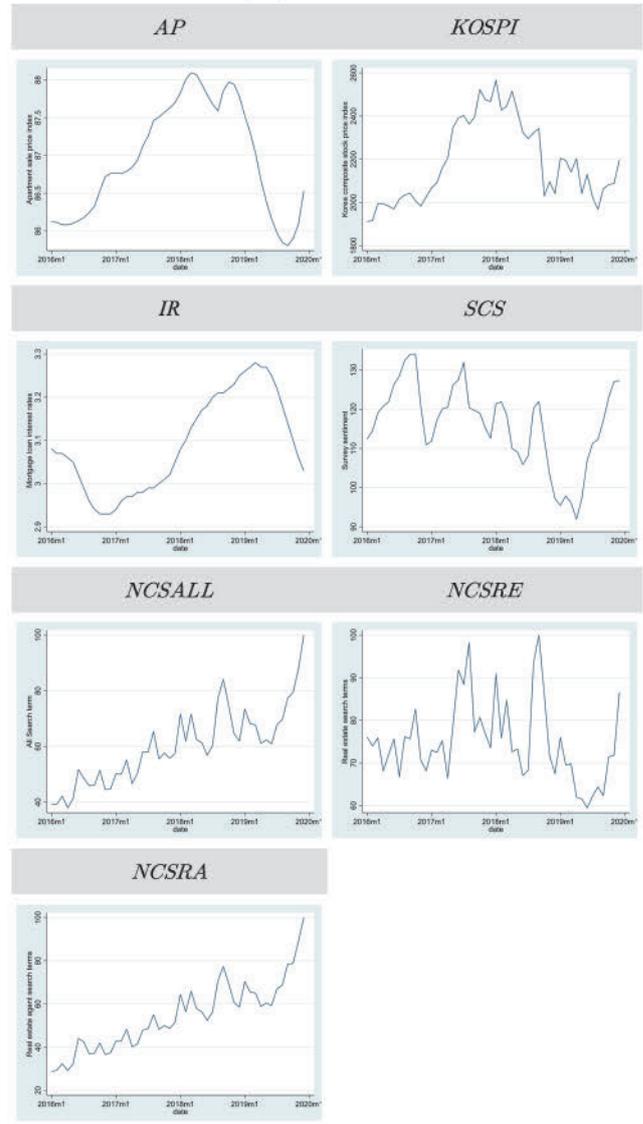
설문심리지수를 이용한 모형I과 검색어심리 중 부동산과 부동산 중개업체를 이용한 모형II, 검색어 지수를 이용한 모형III, 부동

Table 10. Descriptive statistics of variables

Variables	Obs	Mean	Min	Max
AP	48	86.9	85.804	88.09
KOSPI	48	2186.5	1912.0	2566.4
IR	48	3.0906	2.93	3.28
SCS	48	116.09	91.9	134.1
NCSALL	48	59.945	37.897	100
NCSRE	48	75.058	59.430	100
NCSRA	48	54.204	28.627	100

AP=Apartment sale price, KOSPI=Korea composite stock price index, IR=Mortgage loan interest rates, SCS=Survey sentiment, NCSALL=All search terms, NCSRE=Real estate search terms, NCSRA=Real estate agent search terms

Table 11. Time series graph



산 중개업체 검색어 지수를 이용한 모형IV의 분석 결과는 〈표 12〉와 같다.

본 연구에서는 심리와 아파트 매매가격의 관계가 주요 분석이므로 심리와 아파트 매매가격의 관계를 중심으로 설명한다. 모형 I에서 1시차 전의 아파트 매매가격 변화량이 1단위 변화하면 현 시차의 아파트 매매가격이 0.926 단위 변화하며 1%의 신뢰도를 가진다. 설문심리와 아파트 매매가격 간의 관계를 봤을 때, 1시차 전 설문심리의 변화량이 1단위 변하면, 현 시차 아파트 매매가격의 변화량 0.014단위 변하며 1%의 신뢰도를 가진다. 1시차 전 아파트 매매가격의 변화량은 현 시차 설문심리 변화량에 부(-)의 영향을 준다. 1시차 전 아파트 매매가격의 변화량이 1단위 변하면 현 시차 설문심리가 -15.160단위 변하며 1%의 신뢰도를 가진다.

부동산 관련 검색어와 부동산 중개업체 관련 검색어를 모두 사용한 모형 II을 살펴보면, 1시차 전의 아파트 매매가격의 변화량과 1시차 전 검색어심리 변화량은 현 시차의 아파트 매매가격 변화량의 유의미한 정(+)의 영향을 준다. 이전 시차의 아파트 매매

Table 12. Result of VECM

Model I. Survey sentiment				
	$\Delta AP_t$	$\Delta KOSPI_t$	$\Delta IR_t$	$\Delta SCS_t$
<i>ce1</i>	0.04472	<b>60.28311*</b>	<b>0.42690***</b>	0.62718
$\Delta AP_{t-1}$	<b>0.92581***</b>	-2.00610	-0.16084	<b>-15.16022***</b>
$\Delta KOSPI_{t-1}$	0.00013	-0.18255	-0.00031	0.00711
$\Delta IR_{t-1}$	-0.02792	-3.03984	-0.03509	3.22147
$\Delta SCS_{t-1}$	<b>0.01411***</b>	2.04583	<b>0.02327***</b>	0.30003*
<i>cons</i>	-0.00048	-0.00120	<b>-0.06308**</b>	0.15820

Model II. All search terms				
	$\Delta AP_t$	$\Delta KOSPI_t$	$\Delta IR_t$	$\Delta NCSALL_t$
<i>ce1</i>	-0.00007	<b>-0.18798***</b>	0.00000	-0.00125
$\Delta AP_{t-1}$	<b>0.68041***</b>	<b>-414.81990***</b>	<b>0.02962**</b>	-7.11273
$\Delta KOSPI_{t-1}$	0.00012	<b>-0.32899**</b>	0.00001	0.00351
$\Delta IR_{t-1}$	-1.00271	<b>1413.88900**</b>	<b>0.87967***</b>	-44.75435
$\Delta NCSALL_{t-1}$	<b>0.00496**</b>	-1.59224	<b>-0.00050**</b>	-0.17285
<i>cons</i>	-0.00025	-0.00931	0.00003	1.40307

Model III. Real estate search terms				
	$\Delta AP_t$	$\Delta KOSPI_t$	$\Delta IR_t$	$\Delta NCSRE_t$
<i>ce1</i>	0.03716	23.52411	<b>0.02099***</b>	<b>13.81451**</b>
$\Delta AP_{t-1}$	<b>0.53902**</b>	-313.27020	0.02007	-11.66542
$\Delta AP_{t-2}$	0.16751	349.71600*	-0.00910	-21.07468
$\Delta KOSPI_{t-1}$	0.00025	-0.16074	0.00001	<b>0.03393**</b>
$\Delta KOSPI_{t-2}$	0.00002	0.12097	0.00000	0.01069
$\Delta IR_{t-1}$	0.29672	1116.37300	<b>0.36445**</b>	125.18430
$\Delta IR_{t-2}$	<b>-3.19620**</b>	<b>-2812.73100*</b>	0.17218	<b>-469.88010**</b>
$\Delta NCSRE_{t-1}$	<b>0.00653**</b>	0.83319	0.00018	0.01165
$\Delta NCSRE_{t-2}$	<b>0.00437**</b>	-1.04019	0.00028	0.27422
<i>cons</i>	0.00306	1.87345	<b>-0.00613***</b>	<b>-3.19021*</b>

Model IV. Real estate agent search terms				
	$\Delta AP_t$	$\Delta KOSPI_t$	$\Delta IR_t$	$\Delta NCSRA_t$
<i>ce1</i>	0.00670	<b>20.44315***</b>	0.00011	0.12337
$\Delta AP_{t-1}$	<b>0.71395***</b>	<b>-393.62310***</b>	<b>0.02660*</b>	-6.01057
$\Delta KOSPI_{t-1}$	0.00014	<b>-0.33169**</b>	0.00001	-0.00064
$\Delta IR_{t-1}$	-1.19789*	<b>1053.61000*</b>	<b>0.88695***</b>	-47.16210
$\Delta NCSRA_{t-1}$	<b>0.00544**</b>	-0.44616	<b>-0.00053**</b>	-0.12947
<i>cons</i>	-0.00132	-0.00986	0.00013	1.63335

\*Statistical Significance at level 10%, \*\*Statistical Significance at level 5%, \*\*\*Statistical Significance at level 1%  
 AP=Apartment sale price, KOSPI=Korea composite stock price index, IR=Mortgage loan interest rates, SCS=Survey sentiment, NCSALL=All search terms, NCSRE=Real estate search terms, NCSRA=Real estate agent search terms

가격 변화량이 1단위 변화하면 현 시차의 아파트 매매가격 변화량이 0.680단위 변화한다. 이전 시차 전체 검색어심리 변화량이 1단위 변화하면, 현 시차 아파트 매매가격의 변화량이 0.005단위 변화한다. 1시차 전의 아파트 매매가격 변화량은 현 시차 전체 검색어심리에 유의한 영향을 주지 못하고 있다.

부동산 관련 검색어를 사용한 모형Ⅲ을 살펴보면, 1시차 전의 아파트 매매가격 변화량과 1시차 및 2시차 전 부동산 검색어심리의 변화량 모두가 현 시차의 아파트 매매가격 변화량에 유의미한 정(+)의 영향을 준다. 이전 시차의 아파트 매매가격 변화량이 1단위 변화하면 현 시차의 아파트 매매가격 변화량이 0.539단위 변화한다. 1시차 전 부동산 검색어심리 변화량이 1단위 변화하면, 현 시차 아파트 매매가격이 0.007단위 변화한다. 2시차 전 부동산 검색어심리 변화량이 1단위 변화하면, 현 시차 아파트 매매가격이 0.004 단위 변화한다. 1시차 전의 아파트 매매가격 변화량은 현 시차 부동산 검색어심리에 유의한 영향을 주지 못한다.

중개업체 검색어심리 모형을 살펴보면, 1시차 전의 아파트 매매가격 변화량과 1시차 전 중개업체 검색어심리 변화량이 현 시차의 아파트 매매가격 변화량에 유의미한 정(+)의 영향을 준다. 이전 시차의 아파트 매매가격 변화량이 1단위 변화하면 현 시차의 아파트 매매가격 변화량이 0.714단위 변화한다. 이전 시차 전체 검색어심리 변화량이 1단위 변화하면, 현 시차 아파트 매매가격 변화량이 5%의 유의확률로 0.005단위 변화한다. 1시차 전의 아파트 매매가격 변화량은 현 시차 중개업체 검색어심리 변화량에 유의미한 영향을 주지 못한다.

분석결과를 해석하면, 설문심리 변화량은 아파트 매매가격 변화량에 다른 검색어 심리지수 변화량보다 높은 영향력을 보이고 있다. 설문심리 값이 0에서 200 사이이며, 검색어심리는 이에 반해 0에서 100 사이임을 감안해도 설문심리가 아파트 매매가격 변화량에 미치는 영향이 더 크다. 즉, 설문을 통해 드러난 사람들의 심리 변화가 아파트 매매가격 변화에 더 큰 영향을 주고 있다는 것을 의미한다. 이러한 결과는 인터넷 검색을 하는 연령층이 설문보다 한정적이어서 발생하는 결과일 수 있다. 또한 아파트 매매가격 변화량은 설문심리 변화량에만 유의미한 부의 영향을 주고 있다. 이는 설문을 통해 드러난 심리와 아파트 매매가격은 심리 변화량이 아파트 매매가격 변화량을 상승시키고 아파트 매매가격이 심리 변화량을 하락시켜 다른 모형에서는 심리 변화량이 계속해서 아파트 매매가격 변화량을 상승시키는 다른 모형에 비해 안정적임을 나타낸다.

**3. 예측모형 비교 분석 결과**

설문심리를 사용한 분석모형과 네이버 검색서비스 자료에 기반을 둔 검색어 지수를 사용한 분석모형 간의 예측력을 비교하기 위해 2018년까지의 자료를 바탕으로 2019년 12월까지의 아파트

**Table 13.** RMSE results

Model I. Survey sentiment	Model II. All search terms	Model III. Real estate search terms	Model IV. Real estate agent search terms
1.533295	1.498327	1.544082	1.545048

**Table 14.** Predicted apartment sale price index T-test

Predicted apartment sale price index	T-test (P-value)
Model I = Model II	0.0187
Model I = Model III	0.1580
Model I = Model IV	0.0873
Model II = Model III	0.0311
Model II = Model IV	0.0012
Model III = Model IV	0.2827

매매가격을 예측 분석하였다. 예측값과 실적치 간의 차이를 RMSE를 이용하여 비교한 결과는 <표 13>과 <표 14>와 같다

분석 결과 설문심리를 이용한 모형I이 전체 검색어를 이용한 모형II보다 더 높은 RMSE를 보여주었다. 이는 수리적으로 모형II가 더 높은 예측력을 보인다고 해석할 수 있으며, 각 모형의 예측된 아파트 매매가격지수를 T-test한 결과는 <표 10>과 같다. 이를 해석하면, 모형 I 과 모형Ⅲ, 모형Ⅲ과 모형Ⅳ의 예측된 아파트 매매가격지수 값은 차이가 없다는 결과가 나왔다. 하지만 그 외 모든 모형에서는 차이가 있다는 결과가 나타났고, 특히 본 연구에서 가장 주요하게 보는 설문심리가 포함된 모형 I 과 모형 II, 모형 I 과 모형Ⅳ에서는 예측된 아파트 매매가격지수가 유의미한 차이가 있는 것으로 나타났다.

**V. 결론**

본 연구는 부동산 시장에서 설문과 검색어를 통해 본 사람들의 심리와 아파트 매매가격 간의 관계를 시계열적으로 분석하고 각 설문지수의 예측력을 비교 분석하였다. 분석 결과 부동산에 대한 설문심리 및 검색어심리는 아파트 매매가격과 정(+)의 관계가 있음을 확인할 수 있었으며, 설문심리가 포함된 모형이 검색어심리가 포함된 모형에 비해 심리와 아파트 매매가격 간 안정적인 관계를 보이고 있었다. 설문심리와 검색어심리를 이용한 예측모형 비교결과 설문심리가 들어간 예측모형보다 검색어심리가 포함된 예측모형의 예측력이 더 높은 것으로 나타났다.

이와 같은 결과는 가설에서 사람들이 검색어를 통해 더 솔직한 심리를 드러내고 검색어를 통해 드러난 사람들의 솔직한 심리는 부동산 매매가격 예측에 효과적이라는 가설을 채택한다. 검색어 심리는 사람들의 솔직한 심리를 나타내는 데이터로 주목받고 있다. 본 연구를 통해 검색어를 통해 나타난 심리는 사회분야뿐 아

나라 부동산 가격 예측모형에서도 활용성이 높다는 것을 확인할 수 있다. 즉, 사람들이 부동산에 대해 관심을 가질 때, 인터넷 검색을 이용해 정보 탐색을 하며, 이를 통해 부동산 가격 예측을 더 효과적으로 할 수 있다는 것을 시사할 수 있다.

본 연구는 네이버 검색어 데이터 제공 범위에 따라 시계열 데이터 기간이 4년으로 한정적이다. 이는 후속 연구에서 검색어 모형을 정교화하고 더 많은 시계열 데이터를 확보하여 보완할 수 있다. 또한 본 연구에서는 전국 부동산을 중심으로 분석을 진행하였다. 추후 공간적 범위를 좁혀 지역별로 연구를 진행한다면 부동산 시장의 참여자 심리와 아파트 매매가격 간의 관계를 분석함에 있어 좀 더 깊이 있는 연구가 진행될 것으로 판단한다.

인용문헌  
References

1. 국토연구원, 2020. 「부동산시장 소비심리지수」, 세종. Korea Research Institute for Human Settlements, 2020. *Real Estate Market Consumer Index*, Sejong.
2. 김경환·손재영, 2016. 「부동산 경제학」, 건국대학교출판부. Kim, K.H. and Son, J.Y., 2016. *Real Estate Economics*, Konkuk University Press.
3. 김대원·유정석, 2016a. “트위터 정보와 아파트 매매 및 전세 가격 간 동적 관계 분석”, 「도시행정학보」, 29(1): 1-33. Kim, D.W. and Yu, J.S., 2016a. “The Dynamic Relationship between Twitter Information and Apartment Sale and Chonsei Prices”, *Journal of The Korean Urban Management Association*, 29(1): 1-33
4. 김대원·유정석, 2016b. “공간 패널 모형을 이용한 인터넷 정보 검색과 서울시 아파트 매매 및 전세가격 간 관계 분석”, 「부동산학연구」, 22(1): 5-23. Kim, D.W. and Yu, J.S., 2016b. “Spatial Panel Analyses on the Relationship between Internet Information Searching and Apartment Sale and Chonsei Prices in Seoul”, *Journal of the Korea Real Estate Analysts Association*, 22(1): 5-23.
5. 김리영·서원석, 2013. “시기별 거시경제 환경변화에 따른 주택시장의 가격변동성 연구 -아파트 매매 및 전세가격을 중심으로-”, 「부동산학보」, 53: 99-113. Kim, L.Y. and Seo, W., 2013. “Chronological Analysis of Housing Market Variation in Terms of Macroeconomic Changes - Focused on Apartment Sale and Cheonse Prices -”, *Korea Real Estate Academy Review*, 53: 99-113.
6. 김시연·유선중, 2013. “주택매매가격지수와 소비자심리지수 간의 인과관계 분석: 한국과 중국을 중심으로”, 「현대중국연구」, 15(1): 175-210. Kim, S.Y. and Yoo, S.J., 2013. “Causality between Sales Price of Housing Index and Consumer Sentiment Index: Impact on Korea (South) and China”, *The Journal of Modern China Studies*, 15(1): 175-210.
7. 김원정·여준호, 2017. “시계열분석을 통한 아파트매매가격지수와 타 거시경제 변수들과의 상호관계 분석”, 「경제연구」, 35(1): 1-17. Kim, W.J. and Yeo, J.H., 2017. “An Analysis of Relationship between Trading Price Index of Apartment and Other Macroeconomic Variables Using Multivariate Time Series Analysis”, *Journal of Economics Studies*, 35(1): 1-17.
8. 김지현·최윤영, 2016. “부동산 소비심리의 아파트거래 영향력 분석”, 「부동산연구」, 26(1): 7-17. Kim, J.H. and Choi, Y.Y., 2016. “A Study on the Impact of Property Consumer Sentiment on Apartment Transaction”, *Korea Real Estate Review*, 26(1): 7-17.
9. 노민지·유선중, 2016. “소비자 심리와 아파트 실거래가격 간 관계분석: 인터넷 검색량 및 국토연구원 주택매매시장 소비심리지수를 중심으로”, 「국토연구」, 89: 3-13. Noh, M.J. and Yoo, S.J., 2016. “A Relationship between Sales Prices of APT and Consumer Sentiment”, *The Korea Spatial Planning Review*, 89: 3-13.
10. 민경삼·박진호·박순옥, 2002. “월별 지표를 이용한 분기예측모형”, 「통계분석연구」, 7(2): 97-126. Min, K.S., Park, J.H., and Park, S.O., 2002. “Quarterly Prediction Model using Monthly Indicators”, *Statistical Analysis Research*, 7(2): 97-126.
11. 백송희·조미경·강명구, 2022. “지역별 아파트 매매가격지수와 심리지수 간의 실증 분석: 설문 심리지수와 검색어 심리지수를 중심으로”, 「부동산학연구」, 28(4): 7-19. Beak, S.H., Cho, M.K., and Kang, M.G., 2022. “Empirical Analysis of Apartment Sales Price and Real Estate Sentiment by Region: Survey Sentiment Index and Search-based Sentiment Index”, *The Journal of Korea Real Estate Analysts Association*, 28(4): 7-19.
12. 서원석, 2019. “서울 주택소비심리와 대도시권 주택시장의 동태적 관계분석”, 「주택도시연구」, 9(2): 31-47. Seo, W.S., 2019. “Dynamic Relationship between Housing Consumer Sentiment in Seoul and Metropolitan Housing Market”, *SH Urban Research & Insight*, 9(2): 31-47.
13. 양혜선·서원석, 2020. “서울시 주택소비심리와 권역별 주택가격의 시계열적 관계분석”, 「지적과 국토정보」, 50(1): 125-141. Yang, H.S. and Seo, W.S., 2020. “Time Series Analysis of the Relationship between Housing Consumer Sentiment and Regional Housing Prices in Seoul”, *Journal of Cadastre & Land InformatiX*, 50(1): 125-141.
14. 이유나, 2019. “VECM을 이용한 국내 채권시장의 이자율 기간구조 분석”, 「KDB 미래전략연구소」, 758: 20-36. Lee, Y.M., 2019. “Analysis of Interest Rate Term Structure in Domestic Bond Market using VECM”, *KDB Future Strategy Research Center*, 758: 20-36.
15. 정의철, 2010. “소비자 심리가 주택시장에 미치는 영향 분석: 주택매매가격을 중심으로”, 「부동산학연구」, 16(3): 5-20. Chung, E.C., 2010. “Consumer Sentiment and Housing Market Activities: Impact on Sales Price of Housing”, *Journal of the Korea Real Estate Analysts Association*, 16(3): 5-20.
16. 정창원, 2016. “온라인과 오프라인 부동산 정보검색이 주택가격과 거래량에 미치는 영향: 서울특별시 및 6대 광역시를 중심으로”, 한성대학교 박사학위논문.

Joung, C.W., 2016. "The Effect of On-Line and Off-Line Searching on the Price and Trading Volume of Korea Housing Market: Focused on Seoul and the 6 Megalopolis", Ph.D. Dissertation, Hansung University.

17. 최영걸·이창무·최막중, 2004. "서울시 주택시장에서 작동되는 가격기대심리에 관한 실증연구 - 적응적기대와 합리적기대를 중심으로", 「국토계획」, 39(2): 131-141.  
Choi, Y.G., Lee, C.M., and Choi, M.J., 2004. "Relationship between the Present Price and Expectations on Future Capital Gains in the Housing Market - Adaptive Expectation Hypothesis and Rational Expectation Hypothesis", *Journal of Korea Planning Association*, 39(2): 131-141.

18. 최윤영·김지현·조경철, 2017. "SVAR모형을 이용한 대출금리, 주택소비심리 주택시장 간의 파급효과 분석", 「국토연구」, 95: 3-20.  
Choi, Y.Y., Kim, J.H., and Jo, K.C., 2017. "A Study on the Interrelationship among Interest Rate, Housing Consumer Sentiment and Housing Market using SVAR Model", *The Korea Spatial Planning Review*, 95: 3-20.

19. 최차순, 2016. "주택가격과 주택보유비용: VECM 분석", 「예술인문사회 융합 멀티미디어 논문지」, 6(5): 355-365.  
Choi, C.S., 2016. "Housing Price and House Hold Expenses: VECM Analysis", *Asia-pacific Journal of Multimedia Services Convergent with Art, Humanities, and Sociology*, 6(5): 355-365.

20. 최희갑·임병준, 2009. "주택가격 전망이 주택가격 및 경기에 미치는 영향", 「국토연구」, 63: 141-158.  
Choi, H. and Rhim, B., 2009. "Role of the Housing Price Forecast in Housing Price and Business Cycle", *The Korea Spatial Planning Review*, 63: 141-158.

21. 허양민, 2014. "실시간 인기검색어를 이용한 빅데이터와 추가지수의 상관관계", 건국대학교 석사학위논문.  
Huo, Y.M., 2014. "Using Real-time Popular Searches Big Data and the Correlation between Stock Index", Master's Dissertation, Konkuk University.

22. Akerlof, G. and Shiller, R., 2009. 「야성적 충동: 인간의 비이성적 심리가 경제에 미치는 영향」, 김태훈 역, 알에이치코리아.  
Akerlof, G. and Shiller, R., 2009. *Animal Spirits How Human Psychology Drives the Economy, and Why It Matters for Global Capitalism*, Translated by Kim, T.H., RHK.

23. Babbie, E., 2022. 「사회조사방법론」, 고성호 외 역, 센케이저리닝코리아.  
Babbie, E., 2022. *Social Research Methodology*, Translated by Seongho Koh et al., Sengauge Learning Korea.

24. Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R., and Kyei, C.K., 2021. "High-frequency Predictability of Housing Market Movements of the United States: The Role of Economic Sentiment", *Journal of Behavioral Finance*, 22(4): 490-498.

25. Beracha, E. and Wintoki, M.B., 2013. "Forecasting Residential Real Estate Price Changes from Online Search Activity", *Journal of Real Estate Research*, 35(3): 283-312.

26. Choi, H. and Varian, H., 2012. "Predicting the Present with Google Trends", *Economic Record*, 88(1): 2-9.

27. Dietzel, M.A., 2016. "Sentiment-based Predictions of Housing Market Turning Points with Google Trends", *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 9(1): 108-136.

28. Dietzel, M.A., Braun, N., and Schäfers, W., 2014. "Sentiment-based Commercial Real Estate Forecasting with Google Search Volume Data", *Journal of Property Investment & Finance*, 32(6): 540-569.

29. Engle, R.F. and Granger, C.W.J., 1987. "Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing", *Econometrica*, 55(2): 251-276.

30. He, L.T. 2015. "Forecasting of Housing Stock Returns and Housing Prices: Evidence from the Endurance Index of Housing Investor Sentiment", *Journal of Financial Economic Policy*, 7(2): 90-103.

31. Hui, E.C.M., Wang, Z., and Wong, H., 2014. "Risk and Credit Change in Asian Securitized Real Estate Market", *Habitat International*, 43: 221-230.

32. McLaren, N. and Shanbhogue, R., 2011. "Using Internet Search Data as Economic Indicators", *Bank of England Quarterly Bulletin*, 2011: Q2.

33. O'Sullivan, A., 2015. 「오설리반의 도시경제학」, 이반송, 홍성효, 김석영 공역, 서울: 박영사.  
O'Sullivan, A., 2015. *Urban Economics*, Translated by Lee, B.S., Hong, S.H., and Kim, S.Y., Seoul: Pakyoungsa.

34. Soo, C.K., 2018. "Quantifying Sentiment with News Media across Local Housing Markets", *The Review of Financial Studies*, 31(10): 3689-3719.

35. Stephens-Davidowitz, S., 2017. 「모두 거짓말을 한다: 구글 트렌드로 밝혀낸 충격적인 인간의 욕망」, 이영래 역, 더퀘스트.  
Stephens-Davidowitz, S., 2017. *Everybody Lies: Big Data, New Data, and What the Internet Can Tell Us about Who We Really Are*, Translated by Lee, Y.L., Thequest.

36. Wu, L. and Brynjolfsson, E., 2009. "The Future of Prediction: How Google Searches Foreshadow Housing Prices and Sales", in *Economic Analysis of The Digital Economy*, edited by Avi Goldfarb, Shane M. Greenstein and Catherine E. Tucker, 89-118, University of Chicago Press.

Date Received 2022-06-29  
 Reviewed(1<sup>st</sup>) 2022-10-12  
 Date Revised 2023-01-16  
 Reviewed(2<sup>nd</sup>) 2023-01-24  
 Date Accepted 2023-01-24  
 Final Received 2023-04-11