

주택가격 전이효과 분석*

임 현 준** · 김 찬 우*** · 황 나 윤**** · 이 정 혁*****

요약

본 연구는 주택가격 변동에 큰 영향을 미치는 지역간, 매매시장간 전이효과 (spillover)의 시간변화를 DCC-GARCH 모형 및 TVP-VAR 모형으로 각각 추정한 후 전이효과 지수를 활용하여 측정하였다. 측정 결과, 강남 및 수도권의 주택매매 및 전세가격이 주변에 강한 영향을 미치고 있는 것으로 나타났다. 시기별로는 주택가격 하락기에 전이효과가 상대적으로 작게 나타났으며, 강남지역의 영향은 최근 추세적으로 감소하고 있는 것으로 분석되었다. 아울러 전세가격의 전이효과는 매매가격의 전이효과와 비슷한 수준으로 분석되었다. 또한 동 결과는 DCC-GARCH 모형과 TVP-VAR 모형에서 비슷한 수준으로 나타나 추정 결과가 모형의 특성에 대해 강건한 것으로 나타났다. 이러한 결과는 특정 지역의 주택 및 지역개발 정책 수립시 해당 지역에 미치는 직접 효과는 물론 주변 지역에 대한 전이효과 등 외부 효과도 함께 고려하는 것이 중요함을 나타낸다.

주제분류 : B030104, B030600, B030907

핵심 주제어 : 주택가격, 전이효과 DCC-GARCH, TVP-VAR

* 본고의 내용은 집필자 개인의 견해이며, 집필자 소속기관과는 관계가 없으며, 본고는 한국은행 BOK이슈노트 2022-25호를 업데이트한 후 새로이 작성한 논문입니다. 본고의 오류는 모두 저자의 책임임을 밝힙니다.

** 제1저자, 전남대학교 경제학부 부교수, limhj1@jnu.ac.kr

*** 제2저자, 한국은행 조사국 구조분석팀 차장, ckim@bok.or.kr

**** 제3저자, 한국은행 경제통계2국 지출국민소득팀 조사역, nyhwang@bok.or.kr

***** 교신저자, 한국은행 금융통화위원회실 조사역, junghyuk.lee@bok.or.kr

I. 서 론

주택가격의 전이효과의 사례는 우리 주변에서 흔히 찾아볼 수 있다. 예를 들어 특정 지역의 아파트 재건축사업이 진행될 때 주변 지역의 아파트 가격도 함께 상승하는 현상이 관찰된다. 이처럼 주택가격이 그 주택의 고유요인이 아닌 주변 주택의 가격에 영향을 받아 오르거나 내리는 현상은 주로 자산간 연계성에 기인하는 것으로 보인다. 구체적으로 동일 지역의 주택시장은 학교나 백화점 등 정주 여건을 공유하고 있으며 매매와 전세시장은 주택가격이 현재의 임대료와 다음 기 주택가치의 합이라는 내구재의 특성으로 연계되어 있다.

이와 같은 맥락에서 주택시장의 전이효과를 측정하는 것은 학술적으로 흥미로운 주제일 뿐만 아니라 정책적으로도 중요한 과제라 할 수 있다. 주택시장 연구자에 있어 개별 지역의 주택가격 결정요인을 다양한 각도에서 측정하고 그 크기를 검증하는 것은 중요한 주제이다. 주택가격의 변동을 해당 지역의 고유 요인에 따른 영향 뿐만 아니라 다른 지역과의 연계성 측면에서 바라보는 것은 흥미로운 관점을 제공할 수 있다. 또한 정책 당국의 정책 수립 시에도 특정 지역에 대한 주택정책이 다른 지역의 주택시장에 미치는 외부효과를 고려하는 것이 바람직하다 하겠다.

이처럼 주택가격의 전이효과 측정이 매우 중요한 과제임에도 불구하고 주택가격에 영향을 미치는 다양한 요인을 식별하여 전이효과를 계량화하는 것은 결코 쉽지 않다. 이 때문에 기존의 많은 연구들은 주택시장의 전이효과 추정에서 정도를 제고하고자 시도해 왔다(이항용 · 이진, 2014; Antonakakis et al., 2018; 방두완 · 권혁신, 2020 등).

본고는 주택가격 전이효과를 추정한 기존 문헌에 세 가지 측면에서 기여하고자 한다. 첫째, Gabauer(2020, 2021)를 따라 기존 연구의 방법론을 개선한 두 가지 모형(DCC-GARCH¹⁾와 TVP-VAR²⁾)을 활용하여 전이효과를 추정한다. 둘째, 거래시장(매매, 전세) 및 시점별 전이효과의 크기를 한 모형에서 추정하여 제시한다. 셋째, 각각의 모형에서 추정한 결과를 수

1) Dynamic Conditional Correlation Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity

2) Time Varying Parameter Vector AutoRegression

량적으로 비교함으로써 특정 모형의 선택에 따라 추정결과에 차이가 발생하
는지 여부를 검증하고자 한다.

본고의 주요 결과는 다음과 같다. 첫째, 강남 및 수도권의 주택매매가격
및 전세가격이 주변 지역에 강한 영향을 미치고 있는 것으로 나타났다. 둘
째, 전세가격의 전이효과는 매매가격의 전이효과를 소폭 상회하거나 유사하
게 나타났다. 셋째, 시기별로 볼 경우, 주택가격 전이효과는 주택가격 하락
기에 감소하며, 강남지역의 전이효과는 추세적으로 하락하는 것으로 나타났
다. 마지막으로, 상기 결과들은 분석 모형 간 큰 차이를 나타내지 않았다.

본고의 구성은 다음과 같다. 먼저 II장에서는 기존연구 결과를 요약하고,
기존 연구와 비교한 본고의 기여를 좀 더 명확히 밝혔다. III장에서는 전이
효과를 수치적으로 보이기 위해 사용한 데이터와 모형을 자세히 설명한다.
IV장에서는 추정 결과를 설명한다. 마지막으로 V장에서는 IV장의 분석 결
과에 대해 종합적으로 평가하고 시사점을 도출하였다.

II. 기존연구 결과

주택가격의 전이효과는 주제의 중요성에 따라 국내외에서 다양한 연구가
이루어졌다. 본 장에서는 기존연구를 간략히 요약하고, 본고의 기여를 좀
더 명확히 서술하고자 한다.

1. 해외 연구결과

먼저 미국의 경우, Vansteenkiste(2007)는 주택가격의 주간 파급효과
(inter-state spillovers)를 분석하여 전이효과가 주택가격 변동의 매우
중요한 설명요인 중 하나임을 주장하였다. 보다 구체적으로 해당 연구는
California주의 주택가격이 10% 상승하는 경우 다른 주의 주택가격이
0.6~4.6% 상승하는 반면, 실질금리의 100bp 하락은 주택가격을 0.5~
2.5% 상승시키는 것으로 추정하였다. 이러한 추정결과는 금리가 주택가격
상승의 주요 원인이 아니며 주택가격의 전이효과가 주택가격의 상승을 초래
함을 시사한다. De Fusco et al.(2018)은 미국 대도시권의 주택가격을

분석하여 일부 지역의 주택가격이 상승(boom)하는 경우 다른 지역의 주택 가격도 동반 상승할 가능성이 높아진다고 주장하였다.

영국의 경우, Antonakakis et al.(2018)은 VAR 모형 및 Diebold and Yilmaz(2009, 2012)의 전이지수를 활용하여 영국 주택가격 변동의 80% 정도가 지역간 전이효과에 기인한다고 분석하였다. 또한 Ozun et al.(2018)은 미국과 영국의 국가 및 도시 주택가격 변동 분석을 통하여 국가간 전이효과와 도시간 전이효과가 모두 존재하지만, 그 방향은 상이할 수 있음을 주장하였다.

2. 국내 연구결과

우리나라 주택시장에 대한 기존 연구에서도 주택 매매가격의 지역간 전이 효과가 전체 주택가격 변동의 상당 부분을 설명하는 것으로 나타났다. 이항용·이진(2014)은 VAR 모형 및 Koop et al.(1996), Pesaran and Shin(1998)의 예측오차 분산분해 기법 및 Diebold and Yilmaz(2009, 2012)의 전이지수를 활용하여 서울 및 6개 광역시 주택가격 변동의 절반 이상이 전이효과에 의해 설명되는 것으로 분석하였다.

전해정(2013)은 지역이 아닌 시장간 전이효과 측면에서 GARCH, E-GARCH 모형을 활용하여 서울 지역의 아파트 시장에서 매매 및 전세가격 간 전이효과가 존재함을 입증하였다. 아울러 전해정(2015)은 패널 VAR 모형을 이용하여 전세가격의 1% 상승은 매매가격을 1.31%, 매매가격의 1% 상승은 전세가격을 0.35% 높이는 것으로 추정하였다. 전형철·형남원(2018)은 이항용·이진(2014)와 같이 VAR 모형 및 확산효과 지수를 활용하여 전세가 매매시장에 미치는 영향이 매매가 전세시장에 미치는 영향보다 크다고 분석하였다.

방두완·권혁신(2020)은 전이효과의 크기가 시기별로 다를 수 있다는 점에서 1986년부터 외환위기 이전, 외환위기 이후와 금융위기 이전, 금융위기 이후의 세 시기로 나누어 각 시기의 전이효과를 측정하였다. 그 결과 서울 지역 아파트 가격이 다른 지역에 미치는 영향의 크기가 기존 연구와 같이 50% 이상으로 나타났으나 외환위기, 금융위기 등 위기 이후에는 다소 낮아진 것으로 분석하였다. 장병기(2014)는 VAR 모형에 반복 추정법(rolling window

estimation)을 적용한 뒤 Diebold and Yilmaz(2009, 2012) 지수를 활용하여 주택가격이 상승할 때 전이효과가 하락한다는 점을 발견하였다. 반면 정준호(2022)는 VAR-LASSO 방식을 적용하여 수도권 70개 시군구 아파트 매매가격의 주간 수익률을 분석한 결과 매매가격 순환의 하강기에는 확산효과가 작아지는 반면 상승기에는 확대된다는 점을 발견하였다.

3. 본고의 기여

본고는 Gabauer(2020)와 Antonakakis et al.(2020) 등에 기반하여 시기별 전이효과의 차이를 측정한 국내 연구를 세 가지 측면에서 개선하였다. 기존 연구에서는 시기별 효과를 추정하기 위하여 반복(rolling window) 또는 축차(recursive window) 추정법을 사용하거나 분석기간을 연구자가 설정한 기준에 따라 나누는 방법을 사용하였다. 그러나 이러한 방법은 추정기간의 window 설정이 임의적일 수 있을 뿐 아니라³⁾ 외환위기, 금융위기 등과 같은 이상치(outlier)가 포함될 경우 추정결과가 왜곡될 가능성을 배제할 수 없다(Antonakakis et al., 2020). 아울러 표본을 나눔에 따라 추정에서 모든 데이터를 활용하지 못한다는 한계⁴⁾가 있다. 그러나 본고에서 사용된 DCC-GARCH나 TVP-VAR 모형을 적용할 경우 모든 데이터를 활용할 수 있기 때문에 상기한 세 가지 문제점을 모두 개선할 수 있다.⁵⁾

아울러 본고는 거래시장별(매매, 전세), 시기별 전이효과의 크기를 동시에 추정할 수 있다. 기존 연구에서는 시기별 전이효과의 크기를 모두 개별적으로 추정해야 하기 때문에 거래시장 및 시점별 전이효과의 크기 변화를 측정하지 않았던 것으로 보인다. 그러나 본고에서는 거래시장별, 시점별 전이효과를 추정하는 작업이 상대적으로 용이하기 때문에 추정결과를 동일 모형 및 데이터 내에서 제시한다.⁶⁾

3) 반복 또는 축차 추정법에 있어서는 window 크기의 설정이 임의적일 수 있고, 샘플을 나누는 방법에 있어서는 분절 시기가 임의적일 수 있다.

4) 아울러 기존연구는 분석기간(window) 내의 관측치에 대하여 동일한 가중치를 부여하고 분석기간 밖에 있는 모든 관측치에는 0의 가중치를 부여하는 반면, TVP-VAR 및 DCC-GARCH의 경우 모든 관측치에 대해 적절한 가중치(현재 시점과 멀어질수록 낮은 가중치)를 부여한다는 점에서 기존의 축차기간 방식에 비해 우수하다.

5) 보다 자세한 내용은 Gabauer(2020), Antonakakis et al.(2020), Chatziantoniou et al.(2022) 등을 참고하기 바란다.

마지막으로 전이효과가 시간에 따라 변화하는 두 가지 모형을 동일한 데이터를 이용하여 추정한 후 두 추정 결과를 비교함으로써 기존 연구에서 주로 사용된 두 가지 유형, 즉 GARCH 모형과 VAR 모형의 선택이 추정결과에 유의한 차이를 초래하는지 여부를 검증해 보았다. 이를 통해 기존 연구 결과를 해석하는 데 있어 모형 선택이 중요한 요인인지 여부를 점검할 수 있다.

Ⅲ. 모형 설정

Ⅲ장에서는 우선 주택시장 전이효과를 추정하기 위해 사용한 데이터를 설정한다. 이후 두 가지 모형에 대해서 각각 설정방법 및 추정방법을 설명한다. 마지막으로 추정된 모형을 기반으로 전이지수를 계산한 방법도 설명한다.

1. 데이터

본고에서는 주택시장 전이효과를 시점별로 매매시장내와 매매, 전세시장간으로 측정하기 위해 가장 긴 시계열을 확보할 수 있는 국민은행의 지역별 아파트 매매 및 전세시장 가격 지수의 월별 상승률을 사용하였다. 대상지역은 기존 선행연구들을 참조하여 서울의 강남, 강북, 및 수도권, 광역시로 설정⁷⁾⁸⁾하였으며, 대상기간은 1986.1월~2024.12월이다.

본고에서 사용된 데이터의 요약 통계량은 <표 1>에 제시되어 있다. 이를 자세히 살펴보면, 예상과 같이 강남지역의 매매 및 전세가격 상승률이 다른

-
- 6) 기존연구에서도 매매·전세시장 별로 추정기간을 분리하여 결과를 제시하는 것이 가능하나, 이러한 경우 샘플기간, 데이터 별로 모형의 숫자가 빠르게 늘어나는 문제로 이러한 분석을 수행하지 않은 것으로 보인다. 본고에서는 샘플기간에 따라 모형을 각각 추정할 필요가 없기 때문에 상대적으로 분석을 수행하고 결과를 제시하기에 용이하다.
- 7) 도시간 중복을 피하기 위하여 수도권은 경기와 인천 지역의 매매 및 전세가격, 광역시는 5개 도시(부산, 대구, 대전, 광주, 울산)의 매매 및 전세 가격을 재고주택 수를 이용한 가중평균으로 시산하였다.
- 8) 같은 강남 지역이라 할지라도 강남구·서초구와 구로구·관악구의 주택시장 특성이 상이하기 때문에 대상 지역을 좀 더 세분화할 수도 있으나, 모형 추정시 자유도 문제 등으로 본고에서는 4개 지역만을 대상으로 연구를 진행하였다.

지역에 비해 높게 나타났다. 시장별로는 전세가격이 매매가격도 평균적으로 다소 빠르게 상승한 것으로 나타났다. 아울러 지역별 매매, 전세가격 상승률은 모두 왜도와 첨도가 크게 나타났으며, 이에 따라 정규분포를 따르지 않는 것으로 나타났다⁹⁾. 한편 ERS(Elliott · Rothenberg · Stock) 검정을 통해 매매 및 전세가격 상승률 자료의 안정성을 점검한 결과 1% 유의수준에서 모두 안정적¹⁰⁾인 것으로 나타났다.

〈표 1〉 요약 통계량(Summary Statistics)

	매매				전세			
	강남	강북	수도권	광역시	강남	강북	수도권	광역시
평균	0.37	0.23	0.28	0.22	0.44	0.39	0.44	0.33
표준편차	1.16	0.83	0.94	0.72	1.62	1.41	1.29	0.93
왜도	1.2***	1.2***	1.3***	1.6***	0.4***	1.2***	1.2***	2.7***
첨도	9.8***	10.5***	7.9***	13.2***	17.3***	29.5***	12.2***	30.3***
JB	1012***	1224***	595***	2200***	13731***	1733***	15040***	2200***
ERS	-5.6***	-4.4***	-4.8***	-4.5***	-5.4***	-5.5***	-5.3***	-4.5***

주: ***는 1% 유의수준 하에서 귀무가설이 기각되었음을 의미한다. 왜도와 첨도는 각각 D'Agostino (1970) Anscombe and Glynn(1983) 검정, JB는 Jarque and Bera(1980) 검정, ERS는 Elliott, Rothenberg, Stock(1996) 검정을 나타낸다.

Note: *** denotes significance at 1%. Skewness: D'Agostino (1970) test; kurtosis: Anscombe and Glynn (1983) test; JB: Jarque and Bera (1980) normality test; ERS: Elliot et al. (1996) unit-root test

2. DCC-GARCH 기반 전이효과

(1) DCC-GARCH 모형 설정¹¹⁾

먼저 시변 조건부 변동성을 측정하기 위해서는 Engle(2002)을 따라 식 (1)-(3)과 같은 2단계 DCC-GARCH 모형을 설정하였다.

9) 데이터가 정규분포를 따르지 않아 시계열 분석에 일부 한계가 존재하지만, 이는 기존 연구에서도 동일하게 겪고 있는 문제이다.

10) ERS 검정은 기존의 ADF 검정을 개선한 검정이며, 안정성 점검 결과는 ADF 검정이나 KPSS 검정에서도 동일하게 나타났다.

11) 동 부분은 Gabauer(2020)을 따라 작성하였다.

$$y_t = \mu_t + \epsilon_t \quad \epsilon_t | F_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (1)$$

$$\epsilon = H_t^{1/2} u_t \quad u_t \sim N(0, I) \quad (2)$$

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (3)$$

여기서 F_{t-1} 는 $t-1$ 시점까지 사용 가능한 모든 정보를 나타낸다. y_t , μ_t , ϵ_t , 및 u_t 는 각각 $N \times 1$ 차원의 분석 대상 시계열, 조건부 평균, 오차항 및 표준화된 오차항 벡터이다. 또한 R_t , H_t , $D_t = \text{diag}(h_{11t}^{1/2}, \dots, h_{NN_t}^{1/2})$ 는 각각 $N \times N$ 차원의 동적 조건부 상관관계, 시변 조건부 분산-공분산 행렬, 시변 조건부 분산 행렬이다.

첫 번째 단계에서, D_t 는 각 계열의 Bollerslev(1986) GARCH 모형을 추정함으로써 얻어진다. 또한 Hansen and Lunde(2005)를 따라 변동성 과정을 식(4) 같이 DCC-GARCH(1,1)로 설정하였다¹²⁾.

$$h_{ii,t} = \omega + \alpha \epsilon_{i,t-1}^2 + \beta h_{ii,t-1} \quad (4)$$

두 번째 단계에서, 동적 조건부 상관관계수들이 식(5)~(6)을 따라 도출된다.

$$R_t = \text{diag}(q_{ii}^{-1/2}, \dots, q_{NN_t}^{-1/2}) Q_t \text{diag}(q_{ii}^{-1/2}, \dots, q_{NN_t}^{-1/2}) \quad (5)$$

$$Q_t = (1-a-b) \bar{Q} + a u_{t-1} u_{t-1}' + b Q_{t-1} \quad (6)$$

여기서 Q_t 와 \bar{Q} 는 $N \times N$ 차원의 정부호행렬(positive-definite matrix)로, 각각 표준화된 조건부 및 무조건부 잔차의 분산-공분산 행렬을 나타낸다. $a(\alpha)$ 와 $b(\beta)$ 는 $a+b < 1$ ($\alpha + \beta \leq 1$)를 만족하는, 음이 아닌 충격과 지속성 모수이다. 참고로 $a+b < 1$ 이고, Q_t 가 시간에 따라 변하므로 R_t 도 시간에 따라 변한다는 점을 확인할 수 있다.

12) Hansen and Lunde(2005)는 환율 데이터를 활용하여 330개 ARCH 모형의 조건부 분산 설명력을 비교한 후 GARCH(1,1)보다 뛰어난 모형을 찾는 것이 어렵다고 주장하였다.

(2) 변동성 충격반응 함수 계산

본절에서는 변동성 충격반응 함수(Volatility Impulse Response Function, 이하 VIRF)를 일반화된 충격반응 함수(Genralized Impulse Response Function, 이하 GIRF)를 통해 계산하는 방법을 설명한다.

먼저 변동성 충격반응 함수를 계산하기 위해 Koop et al. (1996)과 Pesaran and Shin(1998)이 도입한 GIRF¹³⁾를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} & GIRF(J, \delta_{j,t}, F_{t-1}) \\ &= E(y_{t+J} \mid \epsilon_{j,t} = \delta_{j,t}, F_{t-1}) - E(y_{t+J} \mid \epsilon_{j,t} = 0, F_{t-1}) \end{aligned}$$

또한 변수 j 의 조건부 변동성에 대한 변수 i 의 충격의 영향을 나타내는 VIRF는 식(7)과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \psi &= VIRF(J, \delta_{j,t}, F_{t-1}) \\ &= E(H_{t+J} \mid \epsilon_{j,t} = \delta_{j,t}, F_{t-1}) - E(H_{t+J} \mid \epsilon_{j,t} = 0, F_{t-1}) \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 $\delta_{j,t}$ 는 j 번째 행에 1, 나머지는 0인 선택 벡터(selection vector)이다.

여기에서 Engle and Sheppard (2001) 방식을 따라 다음 세 단계를 반복적으로 활용하여 조건부 분산-공분산을 계산할 수 있다. 첫 번째 단계에서는, 단변량 GARCH(1,1)을 기반으로 조건부 변동성($D_{t+h}|F_t$)을 식 (8)~(9)를 따라 예측한다.

$$E(h_{ii,t+1}|F_t) = \omega + \alpha \delta_{1,t}^2 + \beta h_{ii,t}, h = 1 \quad (8)$$

$$\begin{aligned} & E(h_{ii,t+1}|F_t) \\ &= \sum_{i=0}^{h-1} \omega(\alpha + \beta)^i + (\alpha + \beta)^{h-1} E(h_{ii,t+h-1}|F_t), h > 1 \end{aligned} \quad (9)$$

그리고 두 번째 단계에서 $E(Q_{t+h}|F_t)$ 는 식(10)~(11)에 따라 예측된다.

13) GIRF는 변수 순서에 독립적이라는 장점이 있다.

$$E(Q_{t+1}|F_t) = (1-a-b)\bar{Q} + au_tu'_t + bQ_t \quad (10)$$

$$E(Q_{t+h}|F_t) = (1-a-b)\bar{Q} + \alpha E(u_{t+h-1}u_{t+h-1}'|F_t) + bE(Q_{t+h-1}|F_t) \quad (11)$$

여기서 $E(u_{t+h-1}u_{t+h-1}'|F_t) \approx E(Q_{t+h-1}|F_t)$ 이다 (Engle and Sheppard, 2001).

마지막으로, 식 (12)~(13)을 통해 동적 조건부 상관관계 및 조건부 분산-공분산을 예측한다.

$$E(R_{t+h} | F_t) \approx \text{diag}(E(q_{iit}^{-1/2} | F_t), \dots, E(q_{NNt+h}^{-1/2} | F_t)) \times E(Q_{t+h}) \times \text{diag}(E(q_{iit}^{-1/2} | F_t), \dots, E(q_{NNt+h}^{-1/2} | F_t)) \quad (12)$$

$$E(H_{t+h}|F_t) \approx E(D_{t+h}|F_t)E(R_{t+h}|F_t)E(D_{t+h}|F_t) \quad (13)$$

(3) 전이지수 계산

본 절에서는 변동성 충격반응 함수(VIRF)에 기반하여 일반화된 예측오차 분산분해(Generalized, Forecast Error Variance Decomposition, GFEVD)를 계산하는 방법을 설명한다. 그리고 GFEVD를 활용하여 전이지수를 계산하는 방법도 설명한다.

GFEVD는 (식 14)와 같이 전체 예측변동(Forecast Error Variance)을 특정 변수의 예측변동이 설명하는 비율로 정의하였다(Diebold and Yilmaz, 2009). (식 14)에서 분모는 모든 충격이 변수 j의 예측변동에 미치는 누적 영향을 나타내고 분자는 충격 i가 변수 j의 예측변동에 미치는 누적 영향을 나타낸다.

$$\tilde{\phi}_{ij,t}(J) = \frac{\sum_{t=1}^{J-1} \psi_{ij,t}^2}{\sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^{J-1} \psi_{ij,t}^2} \quad (14)$$

여기서 $\sum_{j=1}^N \tilde{\phi}_{ij,t}(J) = 1$ 이고, $\sum_{i,j=1}^N \tilde{\phi}_{ij,t}(J) = N$ 이며 $\psi_{ij,t}^2$ 는 식 (7)에서 도출된다.

주택가격 전이지수, 즉 모든 변수의 변동성 중에 다른 변수에 의해 영향 받는 비중은 GFEVD를 활용하여 (식 15)와 같이 계산하였다.

$$C_t(J) = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij,t}(J)}{N} \quad (15)$$

영향력 비율, 즉 변수 i의 변동성이 다른 변수의 변동성에 파급되는 비중은 식 (16)과 같이 산출하였다.

$$C_{i \rightarrow j,t}(J) = \frac{\sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ji,t}(J)}{\sum_{j=1}^N \tilde{\phi}_{ji,t}(J)} \quad (16)$$

또한 감응도 비율, 구체적으로 변수 i의 변동성 중에 다른 변수의 충격에 의한 비중은 (식 17)과 같이 도출하였다.

$$C_{i \leftarrow j,t}(J) = \frac{\sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij,t}(J)}{\sum_{i=1}^N \tilde{\phi}_{ij,t}(J)} \quad (17)$$

3. TVP-VAR 기반 전이효과

(1) 모형 설정 및 추정

먼저 TVP-VAR(p) 모형은 식(18)~(19)와 같이 설정하였으며, 이때 p의 값은 AIC 및 BIC 기준을 종합적으로 고려하여¹⁴⁾ 6으로 설정하였다.

14) BIC는 AIC 보다 상대적으로 간결한(parsimonious) 모형을 채택하는 경향이 있다. 본고에서는 두 점검법이 채택하는 Lag 수의 사이에 있는 6을 선택하였으며, Lag의 수에 따른 결과의 차이는 작았다. Lag를 6으로 선택한 것은 특정지역 주택가격의 변화가 다른 지역에 영향을 미치는데 2분기까지 걸릴 수 있다는 가정에 해당한다.

$$y_t = \Phi_t Z_{t-1} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, \Sigma_t) \quad (18)$$

$$vec(\Phi_t) = vec(\Phi_{t-1}) + \xi_t, \quad \xi_t | I_{t-1} \sim N(0, \Xi_t) \quad (19)$$

여기서 I_{t-1} 은 $t-1$ 시점까지 이용가능한 정보들로 구성되고, y_t , ϵ_t , Z_{t-1} 은 각각 $m \times 1$, $m \times 1$, $mp \times 1$ 벡터들이며, Φ_t 와 Σ_t 는 각각 $m \times mp$ 와 $m \times m$ 행렬이다. 또한 $vec(\Phi_t)$ 와 ξ_t 는 $m^2 p \times 1$ 벡터이고 Ξ_t 는 $m^2 p \times m^2 p$ 행렬이다.

본고에서는 TVP-VAR 모형을 추정하기 위해 Koop and Korobilis (2014), Antonakakis et al.(2020)을 따라 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)를 사용하지 않고, 분산의 할인(variance discounting)과 Kalman Filter를 활용한 추정법을 활용한다. 동 방법을 활용하는 경우 시변계수(Φ_t)에 대한 닫힌 형태의(analytic) 식을 도출할 수 있어 추정이 상당히 용이해진다.

우선 칼만필터를 초기화하기 위하여 처음 60개월 데이터를 활용한 OLS 추정치를 사용하였다(Primiceri, 2005 등)

$$vec(\Phi_0) \sim N(vec(\Phi_{OLS}), \Sigma_0^{\Phi}), \quad \Sigma_0 = \Sigma_{OLS}$$

그리고 수치적 안정성을 고려하여, 칼만 필터 알고리즘에서 할인 계수(decay factor)를 사용하였다. 할인 계수의 선택은 일반적으로 사전 분포(prior)의 선택과 유사하며, 이는 파라미터의 시간적 변동(expected amount of time variation)에 따라 달라진다. 본고에서는 Koop and Korobilis (2014) 등을 따라 충분히 높은 수치($x_1 = 0.99$, $x_2 = 0.96$)로 설정¹⁵⁾하였다.

이에 따라 다변량 칼만필터는 다음과 같이 설정하였다.

15) 할인 계수를 시간에 따라 변화하도록 설정할 수도 있지만 본고에서는 이를 고정하였다. 이는 할인 계수를 시간 가변적으로 설정하는 것이 예측 성능 향상에 대한 기여도가 불확실하나 칼만 필터 알고리즘의 계산 부담은 크게 증가하기 때문이다(Koop and Korobilis, 2013). 할인계수의 값과 관련하여서는 할인 계수가 높은 수치를 지속한다면 추정 결과는 할인계수 변화에 안정적인 것으로 나타났다.

$$vec(\Phi_t)|z_{1:t-1} \sim N(vec(\Phi_{t|t-1}), \Sigma_{t|t-1}^A)$$

$$\Phi_{t|t-1} = \Phi_{t-1|t-1}$$

$$\epsilon_t = y_t - \Phi_{t|t-1} Z_{t-1}$$

$$\Sigma_t = x_2 \Sigma_{t-1|t-1} + (1 - x_2) \epsilon_t' \epsilon_t$$

$$\Xi_t = (1 - x_1^{-1}) \Sigma_{t-1|t-1}^A$$

$$\Sigma_{t|t-1}^A = \Sigma_{t-1|t-1}^A + \Xi_t$$

$$\Sigma_{t|t-1} = z_{t-1} \Sigma_{t|t-1}^A z_{t-1}' + \Sigma_t$$

$A_t, \Sigma_t^A, \Sigma_t$ 는 t 기에 주어진 정보 하에서 다음과 같이 업데이트 된다.

$$vec(\Phi_t)|z_{1:t} \sim N(vec(A_{t|t}), \Sigma_{t|t}^A)$$

$$K_t = \Sigma_{t|t-1}^A Z_{t-1}' \Sigma_{t|t-1}^{-1}$$

$$A_{t|t} = A_{t|t-1} + K_t (y_t - \Phi_{t|t-1} Z_{t-1})$$

$$\Sigma_{t|t}^\Phi = (I - K_t) \Sigma_{t|t-1}^\Phi$$

$$\epsilon_{t|t} = y_t - \Phi_{t|t} Z_{t-1}$$

$$\Sigma_{t|t} = x_2 \Sigma_{t-1|t-1} + (1 - x_2) \epsilon_{t|t}' \epsilon_{t|t}$$

여기서 K_t 는 칼만 이득(Kalman gain)을 나타내며, 이는 주어진 상태에 서 시변계수 Φ_t 가 얼마나 변화해야 하는지를 설명한다. 만약 파라미터의 불확실성 $\Sigma_{t|t-1}^A$ 가 작다면, 이는 시변계수 Φ_t 가 이전 상태와 유사해야 한다는 것을 의미한다.

(2) 전이지수 계산

본절에서는 DCC-GARCH와 다르게 전이지수를 일반화된 충격반응 함수(GIRF)를 통해 직접 계산하는 방법을 설명한다.

일반화된 충격 반응 함수(GIRF)와 일반화된 예측오차분산분해(GFEVD)를 계산하기 위해서는 TVP-VAR를 식(20)과 같이 벡터 이동평균(VMA) 모양으로 변형하는 것이 편리하다.

$$\begin{aligned}
y_t &= \Gamma(Y_t(Z_{t-2} + \zeta_{t-1}) + \zeta_t) \\
&= \Gamma(Y_t(Y_t(Z_{t-3} + \zeta_{t-2}) + \zeta_{t-1}) + \zeta_t) \\
&\vdots \\
&= \Gamma(Y_t^{k-1}Z_{t-k-1} + \sum_{j=0}^k Y_t^j \zeta_{t-j})
\end{aligned} \tag{20}$$

여기서 Y_t 는 $mp \times mp$ 행렬이고, ζ_t 는 $mp \times 1$ 행렬이며, Γ 은 $mp \times m$ 행렬이다.

식 (20)에서 k 를 ∞ 로 보내면, 식(21)이 되고

$$\begin{aligned}
y_t &= \lim_{k \rightarrow \infty} \Gamma(Y_t^{k-1}Z_{t-k-1} + \sum_{j=0}^k Y_t^j \zeta_{t-j}) \\
&= \sum_{j=0}^{\infty} \Gamma Y_t^j \zeta_{t-j}
\end{aligned} \tag{21}$$

이는 아래 식(22)를 거쳐 식(23)으로 표현할 수 있다.

$$y_t = \sum_{j=0}^{\infty} \Gamma Y_t^j \Gamma \epsilon_{t-j} \tag{22}$$

$$y_t = \sum_{j=0}^{\infty} \Lambda_{jt} \epsilon_{t-j}, \quad \Lambda_{jt} = \Gamma Y_t^j \Gamma \tag{23}$$

이 때 Λ_{jt} 는 $m \times m$ 정방행렬이다.

$GIRF$ 는 변수 j 의 충격에 따른 모든 변수들의 반응을 나타낸다. 이를 도출하기 위해 우선 식 (24)와 같은 $GIRF$ 의 정의¹⁶⁾를 활용하여 개별 충격에 대한 $GIRF_t(K, \iota_{j,t}, I_{t-1})$ 를 계산한다.

$$\begin{aligned}
&GIRF_t(K, \iota_{j,t}, I_{t-1}) \\
&= E(y_{t+k} \mid \epsilon_{j,t} = \iota_{j,t}, I_{t-1}) - E(y_{t+k} \mid I_{t-1})
\end{aligned} \tag{24}$$

16) $GIRF$ 는 변수 i 가 충격의 영향을 받았을 때의 K 단계 앞선 예측과 변수 i 가 충격의 영향을 받지 않았을 때의 K 단계 앞선 예측과의 차이로 정의할 수 있다.

여기서 K 는 예측시계를, $\iota_{j,t}$ 는 j 번째 행에 1이고 나머지는 0인 선택벡터이다. 그리고 변수 j 의 예측시점 K 에 대한 GIRF, $\Omega_{j,t}(K)$ 는 식(25)와 (26)과 같이 정의한다.

$$\Omega_{j,t}(K) = \Sigma_{jj,t}^{-\frac{1}{2}} \Lambda_{K,t} \Sigma_t \epsilon_{j,t} \Sigma_{jj,t}^{-\frac{1}{2}} \iota_{j,t}, \quad \iota_{j,t} = \Sigma_{jj,t}^{\frac{1}{2}} \quad (25)$$

$$\Omega_{j,t}(K) = \Sigma_{jj,t}^{-\frac{1}{2}} \Lambda_{K,t} \Sigma_t \epsilon_{j,t} \quad (26)$$

그 다음으로, 하나의 변수가 다른 변수들을 설명하는 예측오차분산 비중으로 해석할 수 있는 GFEVD, 즉 $\tilde{\theta}_{ij,t}(K)$ 를 식(27)과 같이 정의한다. GFEVD는 모든 행의 합을 1로 만드는 정규화 과정을 거치므로 모든 변수들은 변수 i 의 예측오차분산의 100%를 설명하게 된다.

$$\tilde{\theta}_{ij,t}(K) = \frac{\sum_{t=1}^{K-1} \Omega_{ij,t}^2}{\sum_{j=1}^m \sum_{t=1}^{K-1} \Omega_{ij,t}^2} \quad (27)$$

여기서 $\sum_{j=1}^m \tilde{\theta}_{ij,t}^2(K) = 1$, $\sum_{i,j=1}^m \tilde{\theta}_{ij,t}^2(K) = m$ 이다.

이후로 DCC-GARCH의 경우와 같이 주택가격 전이지수, 즉 모든 변수의 변동성 중에 다른 변수에 의해 영향받는 비중은 GFEVD를 활용하여 (식 28) 같이 계산하였다.

$$C_t^g(K) = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^m \tilde{\theta}_{ij,t}(K)}{m} \quad (28)$$

영향력 비율도 (식 29)와 같이 도출하였다.

$$C_{i \rightarrow j, t}^g(K) = \sum_{j=1, i \neq j}^m \tilde{\theta}_{ji, t}^g(K) \quad (29)$$

또한 감응도 비율은 (식 30)과 같이 계산하였다.

$$C_{i \leftarrow j, t}^g(K) = \sum_{j=1, i \neq j}^m \tilde{\theta}_{ij, t}^g(K) \quad (30)$$

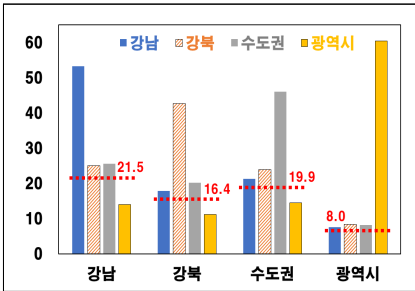
IV. 분석 결과

본 장에서는 III장에서 설명한 모형을 활용하여 주택가격의 지역간 및 전세-매매시장간 전이효과를 보다 엄밀하게 분석하였다.

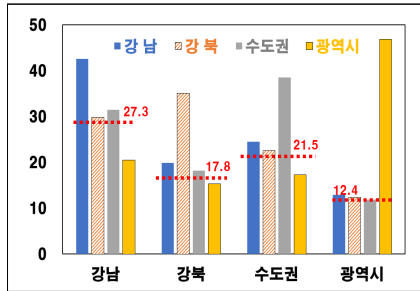
1. 지역간 전이효과

주택가격의 전이효과는 특정 지역의 주택가격 변동이 해당 지역의 자체적인 요인과 주변 지역의 가격 변동에 의해 결정된다는 가정 하에서 해당 지역의 가격 변동이 주변 지역의 가격 변동에 미치는 효과의 크기를 의미한다. 지역간 주택가격 전이효과를 추정한 결과, 일반적인 믿음과 같이 강남지역(11개구)의 매매가격 변동이 주변 지역으로 파급되는 효과가 뚜렷한 것으로 나타났다. 강남지역의 매매가격 전이효과(약 22~27%)는 여타 지역에서의 전이효과(약 8~22%)에 비해 상대적으로 큰 것으로 추정되었다. 이는 강남(또는 서울)의 매매가격 변동이 주변 지역에 강한 영향을 미치는 것으로 분석한 기존 연구(전형철 · 형남원, 2018; 이항용 · 이진, 2014; 전해정, 2015 등)와도 일치한다(〈그림 1, 2〉). 아울러 두 모형의 추정 결과가 유사하여 추정 결과가 모형의 선택에 크게 영향받지 않는 것으로 판단된다.

〈그림 1〉 지역간 전이효과 추정 결과
(DCC-GARCH)¹⁾²⁾
(Spillover Effects between Regions
(DCC-GARCH))



〈그림 2〉 지역간 전이효과 추정결과
(TVP-VAR)¹⁾²⁾
(Spillover Effects between Regions
(TVP-VAR))



주: 1) 막대 그래프는 다른지역 주택가격 변동에 대한 기여율의 평균을 의미. 예를 들어 강남 지역 21.5는 강남지역이 다른지역 주택가격 변동에 미치는 기여율의 평균을 의미한다.

2) 전이계수의 평균(붉은 점선) 계산시에는 자기자신에 대한 파급효과를 제외하였다.

자료: 자체 추정

Note: 1) Bar graphs represent the average contribution rate to other regions' housing price fluctuations. For instance, Gangnam 21.5 represents the average contribution of the Gangnam area to housing price changes in other regions.

2) When calculating the average spillover coefficient (red dotted line), own-region spillover effects were excluded.

Source: Author Calculation

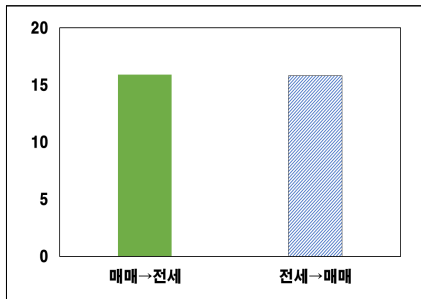
2. 매매형태별 전이효과

매매-전세 시장간 전이효과는 크게 두 가지 이론이 존재한다. 하나는 전세가격이 상승하면서 전세수요가 매매수요로 전환되는, 즉 갭투자 유인에 따라 전세가격이 매매가격 변동에 선행한다는 이론이다(성주환·박필, 2014 등). 이에 반해 매매와 전세가 모두 주택 거주 측면에서 대체재 관계에 있지만 매매가 전세에 비해 더 나은 재화이기 때문에 매매가 전세에 선행한다는 주장도 존재한다(조주현·임정호 2004 등).

이에 따라 시장간 전이효과를 살펴본 결과, 전세가격이 매매가격에 미치는 영향(약 15~35%)은 매매가격의 전세가격에 대한 영향(약 15~30%)과 유사한 것으로 나타났다(<그림 3,4>). 전형철·형남원(2018) 등의 선행연구에서는 전세가격이 상승하는 경우 전세수요의 매매수요로의 전환, 매매가/전세가 비율 하락에 따른 갭투자 유인확대 등으로 전세가격이 매매가격에 미치는 영향이 매매가격이 전세가격에 미치는 영향에 비해 다소 크게

나타났다. 그러나 최근 갭투자 규제가 강화되면서 전세가격이 매매가격에 미치는 영향은 추세적으로 둔화되며 본 연구에서는 기존 연구에 비해 전세가격이 매매가격에 미치는 영향이 줄어든 것으로 보인다. 이러한 추정 결과는 모형에 따른 변화가 작다는 점에서 강건한 모습이 나타났다.

〈그림 3〉 매매-전세 가격간 전이효과
분석 결과(DCC-GARCH)¹⁾
(Spillover Effects between Housing
prices and Rental prices (DCC-GARCH))



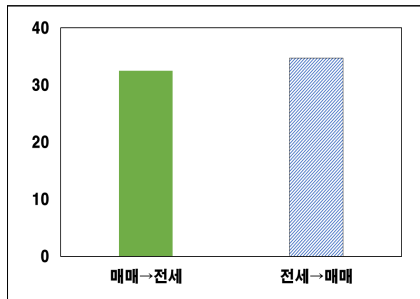
주: 1) 전이효과는 전국의 매매(전세) 가격 변동이 전국의 전세(매매) 가격 변동에 미치는 영향을 의미한다.

자료: 자체 추정

Note: 1) Spillover effect represents the impact of nationwide sales (rental) price changes on nationwide rental (sales) price changes.

Source: Author Calculation

〈그림 4〉 매매-전세 가격간 전이효과
분석 결과(TVP-VAR)¹⁾
(Spillover Effects between Housing
prices and Rental prices (TVP-VAR))



주: 1) 전이효과는 전국의 매매(전세) 가격 변동이 전국의 전세(매매) 가격 변동에 미치는 영향을 의미한다.

자료: 자체 추정

Note: 1) Spillover effect represents the impact of nationwide sales (rental) price changes on nationwide rental (sales) price changes.

Source: Author Calculation

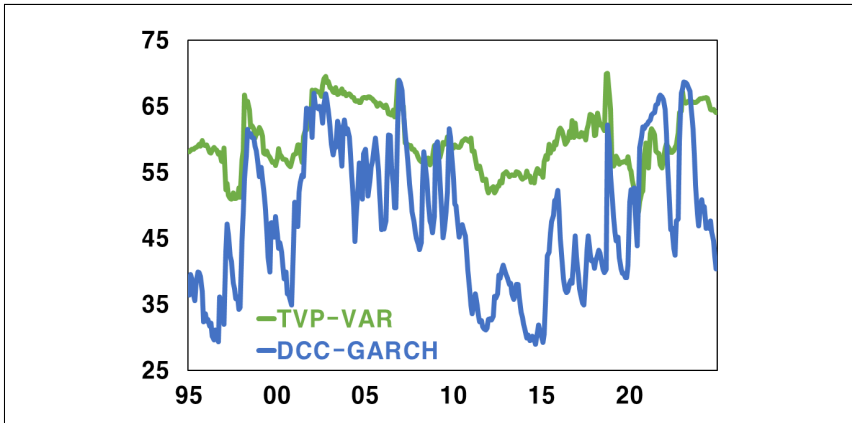
3. 시점별 전이효과

지역간 주택 매매가격 변동에 대한 전이효과의 합을 의미하는 주택가격 전이효과는 이항용·이진(2014) 등 기존 연구 결과와 같이 평균적으로 주택가격 변동의 절반 정도를 설명하는 것으로 나타났다. 또한 DDC-GARCH와 TVP-VAR 모형 간 움직임이 대체로 비슷하게 나타나 추정 결과가 모형 설정에 크게 영향받지 않는 것으로 나타났다(〈그림 5〉).

다만 TVP-VAR 모형의 전이효과는 대체로 DCC-GARCH 모형보다 크게 나타났으며 변동성도 낮은 것으로 나타났다. 이는 각 모형이 전이효과 추정시 사용하는 통계량이 다르기 때문인 것으로 보인다. 전이효과 추정시,

DCC-GARCH 모형은 주택가격 상승률의 2차 모멘트(조건부 분산)을 이용한 변동성 충격반응 함수를 이용한다. 이에 반해, TVP-VAR 모형은 주택가격 상승률 자체를 이용하여 충격반응 함수를 계산한다. 주택가격 상승률이 하락할 때 2차 모멘트가 더 빠르게 축소되는만큼 DCC-GARCH 모형을 이용한 전이효과가 더 빠르게 축소되는 것으로 보인다.

〈그림 5〉 주택가격 전이지수 분석결과¹⁾²⁾ (Housing Price Spillover Index)



주: 1) 5개월 이동평균 기준

2) 주택가격 전이지수는 특정 주택시장이 다른 주택시장에 영향을 미치거나 받는 정도를 더한 뒤 평균하여 중복효과를 제거하였으므로 기여율 개념으로 해석 가능하다.(총합이 100을 넘지 않음).

자료: 자체 추정, KB부동산

Note: 1) Based on 5-month moving average

2) The housing price spillover index is calculated by averaging the sum of spillover effects both from and to each region, thereby eliminating double-counting. Thus, it can be interpreted as a contribution rate (total sum does not exceed 100)

Source: Author Calculation, KB Real Estate

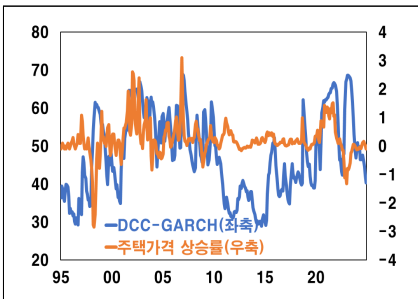
아울러 주택경기 국면에 따른 전이효과의 크기를 비교하면 대체로 주택가격 상승률이 낮은 시기에 전이효과가 축소되는 것으로 나타났다¹⁷⁾(〈그림 6〉). 이는 장병기(2014)에서 반복(rolling window) 추정법을 적용한 결과와 상이하고, 정준호(2022)를 지지하는 것처럼 보이기도 한다. 그러나 장병기(2014)와 정준호(2022)의 결과는 본고와 같이 주택가격 상승률에 따라 평가

17) 주택가격 전이지수와 주택가격 상승률 간에는 양의 상관관계(DCC-GARCH: 0.2, TVP-VAR: 0.1)가 있는 것으로 나타났다. 단, 해당 상관관계는 선형 상관관계로서 비선형성을 고려할 시 높아질 가능성이 있다.

한 것이 아니라 추세대비 주택가격의 수준이 높은 시점과 낮은 시점의 전이 효과를 언급하였다는 것에 차이가 있다는 점을 유의할 필요가 있다.

마지막으로 전이효과의 장기추세를 살펴보면, 장병기(2014) 등과 같이 강남 지역의 전이효과는 강남 3구에 대한 규제 강화, 지역 균형발전 전략 등의 영향으로 약화되는 모습을 보였다(〈그림 7〉)¹⁸⁾.

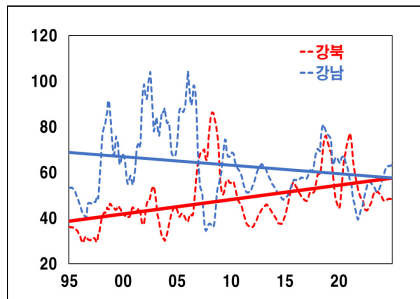
〈그림 6〉 주택가격 전이효과와 주택가격 상승률의 관계
(Housing Price Spillover Index and Housing Price Growth)



자료: 자체 추정

Source: Author Calculation

〈그림 7〉 주택가격 전이효과 추이¹⁾²⁾³⁾
(Trend of Housing Price Spillover Index)



주: 1) 매매가격 전이효과의 5개월 이동평균을 제시하였다.

2) 동 지수는 특정지역의 주택가격 변동이 다른지역의 주택가격에 영향을 미치는 정도를 더한 것으로 각 지역에 대한 기여율을 모두 더하게 되므로 총합이 100을 넘을 수 있다.

3) 실선은 선형 추세선을 의미한다.

자료: 자체 추정(DCC-GARCH 모형)

Note: 1) The housing price spillover index is presented as a 5-month moving average of sales price spillover effects.
2) The index is calculated by summing the impact of a specific region on all other regions. Since contributions from each region to all other regions are summed, the total can exceed 100.
3) Solid lines represent linear trends.

Source: Author Calculation (DCC-GARCH)

18) 다만 강북 지역의 전이효과는 점차 상승하는 모습을 보였으며 이는 지역균형 발전의 영향 등이 있어 보이니 이를 엄밀히 밝히는 것은 추후 연구 과제로 남긴다.

V. 종합평가

본고의 분석 결과, 강남 및 수도권의 주택 매매 및 전세가격이 주변 지역에 강한 영향을 미치고 있으며 동 효과는 주택가격이 상승하는 시기에 상대적으로 큰 것으로 나타났다. 또한 전세가격의 전이효과는 매매가격의 전이효과와 비슷하거나 소폭 상회하고 있는 것으로 분석되었다. 아울러 이러한 결과는 두 가지 모형에서 유사하게 나타나 추정된 수치가 모형 선택에 대하여 비교적 강건한 것으로 나타났다.

본고의 분석 결과는 특정 지역의 주택 및 지역개발 정책 수립시 해당 지역에 미치는 직접 효과는 물론 주변 지역에 대한 전이효과 등 외부효과도 함께 고려하는 것이 중요함을 시사한다. 특히 주택시장 안정기에 전이효과가 상대적으로 작게 나타나는 등 주택시장의 여건이 변화함에 따라 전이효과 크기가 다를 수 있음을 고려해야 할 것이다. 아울러 전세가격이 주택 매매가격에 미치는 영향이 상대적으로 크게 나타났다는 점에서 다주택자에 대한 세제혜택이 임대차 시장을 안정시킴으로써 주택 매매시장에도 영향을 미칠 수 있다는 점을 고려할 필요가 있다.

아울러 본고에서는 기존 연구의 단점을 보완할 수 있는 방법론을 활용하여 주택시장의 전이효과를 추정하고 그 결과를 기존 연구와 비교했다는 점에서 학술적인 의의를 찾을 수 있을 것이다. 특히 DCC-GARCH와 TVP-VAR 모형의 선택에 따른 분석결과의 차이가 크지 않음을 보임으로써 기존 연구 결과의 비교에 기여하였다. 더욱이 본고의 방법론은 국내 주택가격 전이효과 뿐만 아니라 다른 국가 주택시장에서의 전이효과, 환율, 물가 품목 등 다양한 전이효과를 측정하는 데 사용될 수 있다¹⁹⁾. 따라서 이러한 방법론을 국내에 소개한 것도 본고의 기여라 할 수 있으며 본고의 방법론을 다른 분야에 적용하는 것은 추후 과제로 남기도록 한다.

다만 본고의 추정 결과를 해석하는 데 있어 축약형(reduced form) 시계열 모형을 통해 주택시장의 전이효과를 추정하였다는 점에서 축약형 모형의 한계를 고려할 필요가 있다. 특히 기존 연구와 같이 일반화된 충격반응 함수를 적용하여 충격에 대한 구조적인 해석이 더욱 어려운 측면이 있다. 따

19) 예를 들면, 금융기관간 리스크의 전염(contagion) 효과를 측정하거나, 원자재 가격 상승이 중간재, 최종재로 전이되는 효과를 보이는 데 사용할 수 있다.

라서 향후 구조모형에 기반한 추가적인 분석이 진행된다면 주택시장 전이효과에 대한 이해를 더욱 제고할 수 있을 것이다.

투고 일자: 2025. 11. 3. 심사 및 수정 일자: 2025. 11. 14. 게재 확정 일자: 2025. 11. 17.

◆ 참고문헌 ◆

- 방두완 · 권혁신 (2020), “아파트가격 지역 간 전이효과 분석”, 『주택금융연구』, 제4권, 5-32.
- 성주한 · 박필 (2014), “서울 아파트 전세가격과 매매가격의 차이에 관한 연구”, 『부동산 학보』, 57, 108-122.
- 이항용 · 이진 (2014), “아파트 매매가격의 지역 간 전이효과: 일반화 예측오차 분산분해를 이용한 7개 대도시를 중심으로”, 『국토연구』, 제82권, 3-15.
- 장병기 (2014), “주택가격의 지역 간 전이효과와 시간가변 특성”, 『주택연구』, 제22권, 제2호.
- 전해정 (2013), “서울시 주택가격 변동성 및 이전효과에 관한 실증분석,” 『지역연구』, 제29권, 제4호, 83-98.
- 전해정 (2015), “패널 VAR모형을 이용한 한국 주택 매매, 전세시장에 관한 연구”, 『주거환경: 한국주거환경학회논문집』, 제13권, 제2호, 1-12.
- 전형철 · 형남원 (2018), “주택의 매매 및 전세가격의 확산효과에 대한 분석: 강남 효과를 중심으로”, 『주택연구』, 제26권, 제1호, 63-88.
- 정준호 (2022), “수도권 아파트 매매가격 변동의 확산효과”, 『한국경제지리학회지』, 제25권, 제1호, 147-170.
- 조주현 · 임정호 (2004), “전세가격과 매매가격 및 월세가격간의 관계에 관한 연구”, 『부동산학연구』, 제10권, 제2호, 17-30.
- Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., Floros, C., and Gabauer, D. (2018), “The Dynamic Connectedness of UK Regional Property Returns”, *Urban Studies*, 55, 14, 3110-3134.
- Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., Gabauer, D. (2020), “Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions”, *Journal of Risk and Finance Management*, 13, 4, 84.

- Anscombe, F.J. and Glynn, W.J. (1983). "Distribution of the Kurtosis Statistic B2 for Normal Samples", *Biometrika*, 70, 227-234.
- Bollerslev, T. (1986), "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity." *Journal of econometrics* 31, 3, 307-327.
- Chatziantoniou, I., Floros, C., and Gabauer, D. (2022), "Volatility Contagion between Crude Oil and G7 Stock Markets in the Light of Trade Wars and COVID-19: An Application Based on the TVP-VAR Extended Joint Connectedness Approach", *Applications in Energy Finance: The Energy Sector, Economic Activity, Financial Markets and the Environment*. Cham: Springer International Publishing, 145-168.
- D'Agostino, R.B. (1970), "Transformation to Normality of the Null Distribution of g_1 ", *Biometrika*, 57, 679-681.
- De Fusco, A., Ding, W., Ferreira F., and Gyourko J. (2018), "The Role of Price Spillovers in the American Housing Boom," *Journal of Urban Economics*, 108, 72-84.
- Diebold, F. X., and Yilmaz, K. (2009), "Measuring Financial Asset Return and Volatility Spillovers, with Application to Global Equity Markets", *The Economic Journal*, 119, 534, 158-171.
- Diebold, F.X. and Yilmaz, K. (2012), "Better to Give than to Receive: Forecast-Based Measurement of Volatility Spillovers", *International Journal of Forecasting*, 28, 1, 57-66.
- Elliott, G., Rothenberg, T. J., and Stock, J. H. (1996), "Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root", *Econometrica*, 64, 813-836.
- Engle, R. (2002), "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models", *Journal of Business & Economic Statistics*, 20, 339-350.
- Engle III, R. F., and Sheppard, K. (2001), "Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH", *Working Paper*, NBER.
- Gabauer, D. (2020), "Volatility Impulse Response Analysis for DCC-GARCH Models: The Role of Volatility Transmission Mechanisms", *Journal of Forecasting*, 39, 5, 788-796.
- Gabauer, D. (2021), "Dynamic measures of asymmetric and pairwise spillovers within an optimal currency area: Evidence from the

- ERM I system”, *Journal of Multinational Financial Management*, 60, C.
- Jarque, Carlos M., and Bera, Anil K. (1980), “Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals”, *Economics Letters*, 6, 3, 255-259.
- Koop, G., and Korobilis, D. (2013), “Large time-varying parameter VARs”, *Journal of Econometrics*, 177, 2, 185-198.
- Koop, G., and Korobilis, D. (2014), “A new index of financial conditions”, *European Economic Review*, 71, 101-116.
- Koop, G., Pesaran, M. H., and Potter, S. M. (1996), “Impulse Response Analysis in Nonlinear Multivariate Models”, *Journal of Econometrics*, 74, 1, 119-147.
- Hansen, Peter R., and Asger Lunde (2005), “A Forecast Comparison of Volatility Models: Does Anything Beat a Garch(1,1)?”, *Journal of Applied Econometrics*, 20, 7, 873-889.
- Ozun, Alper, Hasan Murat Ertugrul, and Yener Coskun (2018), “A Dynamic Model for Housing Price Spillovers with an Evidence from the US and the UK Markets,” *Journal of Capital Markets Studies*, 2, 1, 70-81.
- Pesaran, H. H., and Shin, Y. (1998), “Generalized Impulse Response Analysis in Linear Multivariate Models”, *Economics Letters*, 58, 1, 17-29.
- Primiceri, G. E. (2005), “Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy,” *The Review of Economic Studies*, 72, 3, 821-852.
- Vansteenkiste, I. (2007), “Regional Housing Market Spillovers in the US Lessons from Regional Divergences in a Common Monetary Policy Setting”, *Working Paper*, ECB.

An Analysis of Housing Sales Price Spillover*

Lim, Hyun-Joon** · Kim, Chanwoo*** · Hwang, Na Yun****
· Lee, Junghyuk*****

Abstract

This study measures the time-varying spillover effects between regions and between housing sales markets, which significantly influence housing price fluctuations, by estimating the DCC-GARCH model and TVP-VAR model and applying the spillover index. The results show that, as commonly believed, housing sales and rental prices in the Gangnam area and the Seoul metropolitan area exert strong influence on surrounding regions. Over time, the spillover effects were relatively smaller during periods of housing price decline, and the influence of the Gangnam area has been gradually decreasing in recent years. Additionally, the spillover effects of rental prices were found to be at a similar level to those of housing sales prices. These findings were consistent across both the

* The content of this paper reflects the author's personal views and is not affiliated with the author's institution. This paper is a newly written study following an update of the Bank of Korea's BOK Issue Note 2022-25. The author assumes full responsibility for any errors in this paper.

** (First Author) Associate Professor, School of Economics, ChonNam National University, limhj1@jnu.ac.kr

*** (Second Author) Senior Economist, Research Department, The Bank of Korea, ckim@bok.or.kr

**** (Third Author) Junior Economist, National Accounts Statistics Department, nyhwang@bok.or.kr

***** (Corresponding Author) Junior Economist, Monetary Policy Board Secretariat, junghyuk.lee@bok.or.kr

DCC-GARCH model and the TVP-VAR model, demonstrating the robustness of the results to the choice of model. The results suggest that when formulating housing and regional development policies for specific areas, it is crucial to consider not only the direct effects on the targeted area but also the spillover effects on neighboring regions.

KRF Classification : B030104, B030600, B030907

**Key Words : Housing Sales Price, Spillover Effect, DCC-GARCH,
TVP-VAR**