



기준금리 변동이 지역별 아파트 가격에 미치는 비대칭적 영향 - 비선형 자기회귀시차분포와 XGBoost-SHAP 모형을 활용한 분석 -

Asymmetric Effects of Base Rate Changes on Regional Apartment Prices in Korea - An Application of Nonlinear Autoregressive Distributed Lag and XGBoost-SHAP Models -

최인수*
Insu Choi

■ Abstract ■

This study examines the asymmetric long-run effects of the Bank of Korea's base rate on regional apartment prices by combining a nonlinear autoregressive distributed lag (NARDL) model with the eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)-Shapley additive explanation (SHAP) framework across 17 Korean provinces. The price-stimulating effect of rate cuts significantly exceeds the contractionary effect of rate hikes in several provinces concentrated in the capital region, with pronounced regional heterogeneity in the strength of this asymmetry; outer-capital provinces respond selectively to easing while barely reacting to tightening. In some provinces, structural industrial decline appears to weaken the standard transmission. Block-bootstrap tests confirm that the SHAP importance of the NARDL residual is statistically significant; however, the combined model does not improve short-horizon forecast accuracy over the standalone NARDL. Therefore, the contribution of the design lies in integrating structural interpretation with nonlinear attribution, rather than in forecast improvement. These findings provide grounds for state-contingent and regionally differentiated macroprudential policies.

Keywords: Monetary policy asymmetry, Housing prices, Macroprudential policy

* 가천대학교 금융·빅데이터학부 조교수 | Assistant Professor, Department of Finance and Big Data, Gachon University | ischoi@gachon.ac.kr |

1. 서론

1. 연구 배경 및 필요성

한국의 가계 자산에서 부동산이 차지하는 비중은 매우 높은 수준으로 보고되며(통계청, 2024), 주택가격 변동은 가계 소비, 금융 안정성, 거시경제 전반에 광범위한 영향을 미친다. 이러한 환경에서 통화정책의 주택시장 전이 경로를 정확히 식별하는 작업은 거시건전성 정책 설계의 핵심 과제이다.

그러나 최근 통화정책 순환은 주택시장에 비대칭적으로 작용하는 양상을 시사한다. 2021년 8월부터 2023년 1월까지 한국은행은 기준금리를 0.50%에서 3.50%로 누적 3.00%p 인상하였고, 동기간 전국 아파트 매매가격지수(housing price index, HPI)는 2022년 고점 대비 큰 폭으로 하락하였으며 수도권 지역의 누적 하락률은 비수도권보다 컸다. 또한 2024년 10월 이후 인하 국면에서는 가격 회복이 인상기의 하락에 비해 더딘 양상이 예비적으로 관찰되나, 본 연구의 추정 표본(2012년 1월~2024년 1월)은 해당 시점 이전에 종료되므로 이는 분석의 직접 대상이 아닌 연구 동기로 제시된다. 동일한 1%p의 인상과 인하가 가격에 미치는 효과가 다르다면, 통화정책 운용 및 거시건전성 정책 조합에 대한 전통적 접근은 재검토가 필요하다.

비대칭적 가격 반응은 거시경제학의 전통적 통화전이 이론—금리와 자산 가격 간 선형·대칭 관계를 가정하는 분석틀(Bernanke and Gertler, 1995; Mishkin, 2007)—만으로는 설명되지 않

는다. 주택시장은 거래비용, 탐색 마찰, 정보비대칭, 가격 하방경직성, 차입제약 등이 복합적으로 작용하여 본질적 비선형성을 내포한다(Case et al., 2005). 또한 차입제약 규제, 매수자·매도자의 행동 편향, 한국 특유의 전세 매개 신용 확장은 인상·인하 국면에서 상이한 양상으로 작동할 가능성이 높다. 한편 소비자심리지수(consumer sentiment index, CSI)로 대표되는 시장 참여자의 기대 형성 또한 금리 충격을 매개하는 핵심 요인으로 작용하며, 인상기와 인하기의 심리적 반응이 비대칭적일 경우 가격 효과의 비대칭으로 전이된다.

이러한 배경에서 본 연구는 한국 17개 시도별 자료를 활용하여 통화정책의 주택가격 전이가 인상·인하 간에 비대칭적인지, 그리고 그 비대칭의 강도가 지역별로 어떻게 차별화되는지를 정량적으로 규명하는 것을 목적으로 한다.

2. 연구 목적

본 연구의 구체적 목적은 다음과 같다. 첫째, 인상 충격과 인하 충격이 HPI에 미치는 장기 효과의 비대칭성을 17개 시도 각각에 대해 식별한다. 둘째, 비대칭성의 지역별 이질성을 부동산 시장의 구조적 특성과 연결하여 해석한다. 셋째, 구조적 시계열 모형(nonlinear autoregressive distributed lag, NARDL)과 비모수적 학습 모형(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)의 결합 설계를 통해 두 분석 방법론의 정합성을 검증한다. 넷째, 분석 결과를 바탕으로 국면 의존적·지역 차별적 거시건전성 정책의 정량적 근거를 제

시한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제Ⅱ장에서 선행연구를 검토하고 본 연구의 차별성을 정리한다. 제Ⅲ장에서 방법론을 제시한다. 제Ⅳ장에서는 자료와 실증 분석 결과를 통합적으로 제시하며, 제Ⅴ장에서 강건성 검증과 부동산 시장 관점의 심층 고찰을 다루고, 제Ⅵ장에서 결론과 정책적 시사점을 제시한다.

II. 선행연구

1. 통화정책의 주택가격 전이 경로

통화정책이 주택시장으로 전이되는 경로는 이론적으로 세 가지로 구분된다. 첫째, 사용자비용 경로(Tsatsaronis and Zhu, 2004)는 금리 변동이 주택 보유의 기회비용을 변화시켜 수요와 가격에 영향을 미치는 경로이다. 둘째, 대출공급 경로(Bernanke and Gertler, 1995)는 통화정책이 은행의 대출가능자금을 변화시켜 주택구매자금의 가용성에 영향을 주는 경로이다. 셋째, 자산효과 경로(Mishkin, 2007)는 자산가격 변동이 가계의 부와 소비·투자 결정에 영향을 미치는 경로이다.

Iacoviello(2005)는 차입계약하에서 명목 부채와 담보가치를 결합한 동태확률일반균형(dynamic stochastic general equilibrium, DSGE) 모형을 통해, 주요 충격이 주택가격과 명목가격을 동일 방향으로 움직이며 시간에 걸쳐 증폭·전파되는 과정을 도출하였다. 본 연구는 이러한 담보·차

입 경로가 인상·인하 국면 간에 비대칭적으로 발현될 가능성을 한국 시도별 자료로 검증한다.

국내 실증 연구에서 손종철(2010)은 1991~2008년 분기 자료에 베이지안 벡터자기회귀(vector autoregression, VAR) 모형을 적용하여 콜금리 충격의 영향이 실물·금융 변수에 비해 상대적으로 작음을 보고하였다. 이근영·김남현(2016)은 금리와 매매·전세 가격을 각각 상승기와 하락기로 구분한 후, 1%p 금리인상 충격이 국면별로 주택가격 변화율에 미치는 영향이 상이하 며 특히 금리 상승기와 주택가격 하락기가 겹치는 시기에 충격의 영향이 가장 크다는 결과를 제시하였다. 박진백 외(2021)는 Shapley 분해를 통해 2019년 7월 이후 금리에 의한 주택가격 변동 기여도가 34.3%~44.5%에 이름을 보였으며, 이태리·박진백(2024)은 통화정책의 주택가격 기여도가 시간가변적임을 확인하였다.

2. 주택시장의 비선형성 및 비대칭성

주택시장의 비선형성은 행동경제학과 시장 미시구조 양 측면에서 보고되어 왔다. Kahneman and Tversky(1979)의 전망이론에 따르면 매도자는 손실 영역에서 가치 함수가 이득 영역보다 가파르게 변동하며, 이는 호가 하방경직성으로 발현된다. Genesove and Mayer(2001)는 1990년대 보스턴 도심 콘도미니엄 자료에서 명목 손실에 직면한 매도자가 예상 매매가격과 원 매입가격 간 차이의 25%~35%만큼 호가를 상향 조정하고, 매매 성사율이 현저히 낮음을 실증하였다. Stein(1995)은 자기부담금(다운페이먼트) 제약이 가

격과 거래량 간 양(+)의 상관관계를 야기함을 모형화하였으며, Mian and Sufi(2011)는 주택자 산담보 기반 차입이 미국 가계 차입 위기에서 수행한 역할을 분석하였다.

3. 비선형 시계열 모형과 기계학습 기반 선행연구

Shin et al.(2014)의 NARDL은 Pesaran et al.(2001)의 자기회귀시차분포(autoregressive distributed lag, ARDL) 한계검정(bounds testing) 절차를 비선형 영역으로 확장한 모형이다. NARDL의 응용은 Katrakilidis and Trachanas (2012)의 그리스 주택시장 분석을 시작으로 다양한 영역으로 확산되었으며, Apergis and Cooray (2015)는 미국·영국·호주의 은행 자료에서 정책 금리에서 대출금리로의 비대칭적 전이를 실증하였다.

자산가격 예측 분야에서 Gu et al.(2020)의 연구를 기점으로 학습 기반 기법이 광범위하게 활용되고 있다. XGBoost(Chen and Guestrin, 2016)는 정규화된 부스팅 트리 알고리즘으로 비선형 관계 포착에 강점을 지니며, SHAP(Shapley additive explanation)(Lundberg and Lee, 2017)은 Shapley(1953)의 협조 게임이론에 기반하여 변수 기여도를 일관적으로 분해한다. 다만 순수 학습 모형은 이론적 해석 가능성이 제한된다.

선행 국내외 연구를 종합할 때 본 연구는 다음 세 측면에서 차별성을 갖는다. 첫째, 박진백 외(2021), 손종철(2010), 이근영·김남현(2016), 이태리·박진백(2024) 등 국내 선행연구는 전국 또는 권역 단위 분석에 집중되어 17개 시도 전체의 비대칭

성 공간 분포를 식별하지 못하였다. 본 연구는 시도별 NARDL 추정으로 비대칭성의 위계 구조와 지역 이질성을 정량화한다. 둘째, NARDL 잔차를 XGBoost의 입력 변수로 투입하는 결합 설계를 제안함으로써 NARDL 모형의 이론적 기반과 XGBoost 모형의 유연성을 결합한다. 셋째, 비대칭성을 야기하는 한국 부동산 시장의 구조적 작용 기제(전세 매개 신용, 수도권 외곽 신도시, 갭투자, 통근수요)를 시도별 비대칭 강도와 연결하여 해석한다.

III. 연구방법론

1. 비선형 자기회귀시차분포 모형의 도출

기준금리의 영향이 인상과 인하 간 비대칭적이라는 가설을 검정하기 위하여, Shin et al.(2014)에 따라 기준금리 r_t 의 1차 차분 Δr_t 를 부호별로 분리하여 누적합으로 표현한다. r_t^+ 는 표본 시작 시점부터 t 기까지의 누적 인상량을, r_t^- 는 누적 인하량을 나타낸다.

$$r_t^+ = \sum_{j=1}^t \max(\Delta r_j, 0) \quad (\text{식 1})$$

$$r_t^- = \sum_{j=1}^t \min(\Delta r_j, 0) \quad (\text{식 2})$$

정의에 의해 r_t 의 변동은 r_t^+ 와 r_t^- 로 완전히 분해되므로, 두 누적합을 별도의 설명변수로 투입하면 인상 충격과 인하 충격이 종속변수에 미치는

효과를 독립적으로 식별할 수 있다.

다음으로 시도 i 의 아파트 HPI 자연로그값을 $y_{i,t} = \ln P_{i,t}$ 로 정의할 때, $NARDL(p_i, q_i)$ 모형의 비제약 오차수정형은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta y_{i,t} = & \mu_i + \rho_i y_{i,t-1} + \theta_i^+ r_{t-1}^+ + \theta_i^- r_{t-1}^- \\ & + \sum_{j=1}^{p_i} \gamma_{i,j} \Delta y_{i,t-j} \\ & + \sum_{j=0}^{q_i} (\pi_{i,j}^+ \Delta r_{t-j}^+ + \pi_{i,j}^- \Delta r_{t-j}^-) \\ & + \delta_i' Z_t + \epsilon_{i,t} \end{aligned} \quad (\text{식 3})$$

여기서 μ_i 는 시도 i 의 절편이며, ρ_i 는 종속변수 시차항의 계수로서 음(-)의 값을 가질 때 그 절댓값이 클수록 장기 균형으로의 수렴 속도가 빠르다. θ_i^+ 와 θ_i^- 는 누적 인상량과 누적 인하량의 장기 효과를 결정하는 계수이다. 단기 동학 부분에서 $\gamma_{i,j}$ 는 종속변수 자기시차 계수, $\pi_{i,j}^+$ 와 $\pi_{i,j}^-$ 는 인상·인하 차분의 단기 시차 계수이다. 시차 길이 p_i 와 q_i 는 시도별로 베이즈 정보기준(Bayesian information criterion, BIC)에 따라 선택한다. Z_t 는 통제변수 벡터(CSI 등)이며, δ_i 는 그 계수 벡터이다. $\epsilon_{i,t}$ 는 평균 0의 오차항이다.

장기 균형이 존재하는 경우($\rho_i \neq 0$), 인상과 인하의 장기 비대칭 계수는 각각 (식 4)와 같이 도출된다.

$$\beta_i^+ = -\frac{\theta_i^+}{\rho_i}, \beta_i^- = -\frac{\theta_i^-}{\rho_i} \quad (\text{식 4})$$

이는 기준금리가 1%p 변동할 때 HPI가 장기적으로 변동하는 비율을 나타내는 준탄력성으로 해

석된다. 단 ρ_i 가 양(+)의 값을 갖는 경우 표준적인 오차수정 해석이 적용되지 않으며, 이 경우 NARDL 추정 결과는 단기 동학에 한정하여 해석되어야 한다.

2. 공적분 검정 및 비대칭성 검정

장기 균형의 존재 여부는 Pesaran et al. (2001)의 한계검정으로 확인한다. (식 3)에서 결합 귀무가설 (식 5)를 검정하는 F 통계량이 임계값을 상회하면 공적분이 지지되며, 본 연구는 5% 유의수준의 상한 임계값 5.73을 기준으로 적용한다.

$$H_0 : \rho_i = \theta_i^+ = \theta_i^- = 0 \quad (\text{식 5})$$

장기 비대칭성은 $Wald\chi^2(1)$ 검정을 통해 (식 6)을 검정한다.

$$H_0 : \beta_i^+ = \beta_i^- \quad (\text{식 6})$$

표준오차는 자기상관과 이분산의 잠재적 존재를 고려하여 Newey and West(1987)의 이분산-자기상관 일치 추정량(heteroskedasticity and autocorrelation consistent, HAC) 공분산 행렬을 사용하며, Bartlett 커널 절단 시차는 $L = \lfloor 4(T/100)^{2/9} \rfloor$ 규칙을 적용한다.

3. XGBoost(eXtreme Gradient Boosting) 알고리즘과 SHAP(Shapley Additive Explanation) 분해

XGBoost(Chen and Guestrin, 2016)는 K 개의 결정 트리를 가산하여 예측값을 산출하는 부

스팅 모형으로, 정규화 항을 결합한 목적함수는 다음과 같다.

$$L(\theta) = \sum_t \ell(y_t, \hat{y}_t) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (\text{식 7})$$

$\ell(\cdot, \cdot)$ 은 손실 함수(평균제곱오차), 정규화 항 $\Omega(f) = \gamma T_f + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2$ 이며, 여기서 T_f 는 트리의 잎 노드 수, w 는 잎 노드 가중치 벡터, γ 와 λ 는 정규화 강도이다.

SHAP(Lundberg and Lee, 2017)는 Shapley (1953)의 협조 게임이론에 기반한 변수 기여도 분해이다. 입력 변수 집합을 $N = \{1, \dots, M\}$ 이라 하고 변수 부분집합 s 만을 사용한 모형 출력의 기댓값을 $v(s)$ 라 할 때, 변수 j 의 SHAP 값은 (식 8)과 같다.

$$\phi_j(x) = \sum_{s \subseteq N \setminus \{j\}} \frac{|s|!(|M| - |s| - 1)!}{|M|!} [v(s \cup \{j\}) - v(s)] \quad (\text{식 8})$$

이는 변수 j 가 부분집합에 추가될 때 발생하는 한계 기여도의 가중 평균이다. 트리 모형에 대해서는 Lundberg et al.(2018)의 TreeSHAP이 다양한 시간에 정확한 해를 산출한다. 변수 j 의 전역적 중요도는 다음과 같이 정의한다.

$$\bar{\phi}_j = \sum_{t=1}^N |\phi_j(x_t)| \quad (\text{식 9})$$

4. 결합 분석틀

본 연구의 결합 분석틀은 2단계 구조이다. 1단

계에서 시도 i 별로 NARDL을 추정하고 잔차 $\hat{\epsilon}_{i,t}$ 를 산출한다. 2단계에서 XGBoost의 입력 변수로 다음 집합을 사용한다.

$$x_{i,t} = (r_{t-k}^\pm, R_{t,h}^\pm, y_{i,t-k}, MA_{i,t,h}, \sigma_{i,t,h}, CSI_{t-k}, \hat{\epsilon}_{i,t-1}) \quad (\text{식 10})$$

여기서 $R_{t,h}^\pm$ 는 이동창 길이 h 의 누적 인상 및 인하량, $MA_{i,t,h}$ 와 $\sigma_{i,t,h}$ 는 가격지수 변동률의 h 기 이동평균과 이동표준편차, CSI 는 소비자심리지수(consumer sentiment index)다. 시차 $k \in \{1, \dots, 6\}$, 창 길이 $h \in \{3, 6, 12\}$ 이다. 평가는 확장 창 교차검증(초기 학습 60개월)으로 수행하며, 평가 지표는 평균제곱근오차(root mean squared error, RMSE), R^2 , 방향정확도(direction accuracy, DA)이다. NARDL 잔차의 SHAP 중요도가 상위에 위치할 경우, 이는 NARDL이 식별하는 장기 비대칭 균형 정보가 학습 모형의 변수 기여 구조에 유의하게 반영된다는 의미이며, 두 모형 간 정합성 진단 도구로 작용한다.

IV. 자료 및 실증분석 결과

1. 자료 출처 및 변수 정의

분석 자료는 한국부동산원의 부동산통계정보시스템(R-ONE)에서 제공하는 17개 시도별 아파트 HPI와 한국은행 경제통계시스템(economic statistics system, ECOS)의 기준금리 및 CSI이

다. HPI의 자료 가용 기간은 2003년 11월부터 2024년 1월까지이며, 시도당 표본 크기는 242~243개월이다. 단, 세종특별자치시는 2012년 11월부터 자료가 제공된다. 기준금리와 CSI는 2012년 1월부터 2026년 1월까지 가용하며, NARDL 추정 은 2012년 1월~2024년 1월(145개월)의 중첩 표 본을 사용한다.

CSI는 가계의 경기 및 자산가격 기대를 반영하 는 선행지수로서, 금리 충격이 주택가격에 전이 되는 과정에서 매개 변수로 작용한다. 인상기와 인하기에 심리 반응이 상이할 경우 가격 비대칭의 유의한 원천이 될 수 있으므로, 본 연구는 CSI를 NARDL의 통제변수 및 XGBoost의 입력 변수로 모두 활용한다.

2. 단위근 검정

NARDL 적용의 사전 조건으로 변수의 적분 차

수를 ADF(augmented Dickey-Fuller) 검정과 KPSS(Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin) 검정으로 평가하였다(〈표 1〉). HPI 수준은 대부 분의 시도에서 I(1)로 판정되었으며(검정 사양 및 시차 선택에 따라 다소 변동), 1차 차분(변동률)에 대해서는 17개 시도 모두에서 I(0)가 확인되었다. 누적 인상량 r_t^+ 와 누적 인하량 r_t^- 는 I(1)로, CSI와 HPI 변동률은 I(0)로 판정되었다. 변수의 적분 차 수가 I(0)와 I(1)로 혼합된 본 자료 구조는 Pesaran et al.(2001)의 한계검정 적용이 정당 함을 보장하는 동시에, NARDL의 분석상 이점을 직접적으로 활용할 수 있는 조건을 충족한다.

3. 기준금리의 비대칭 분해와 부동산 사이클의 정렬

〈그림 1〉은 기준금리(상단)와 부호별 누적 분 해 결과(하단)를 함께 제시한다. 기준금리는 분석

〈표 1〉 단위근 검정 결과

변수	ADF t	ADF _p	KPSS	차수
서울 HPI 수준	-1.051	0.734	1.527	I(1)
서울 HPI 변동률(Δy)	-4.322	0.000	0.208	I(0)
r_t^+ (누적 인상량)	-0.760	0.831	1.086	I(1)
r_t^- (누적 인하량)	-2.066	0.258	1.607	I(1)
Δr_t^- (인하 차분)	-5.449	0.000	0.254	I(0)
CSI	-3.686	0.004	0.474	I(0)

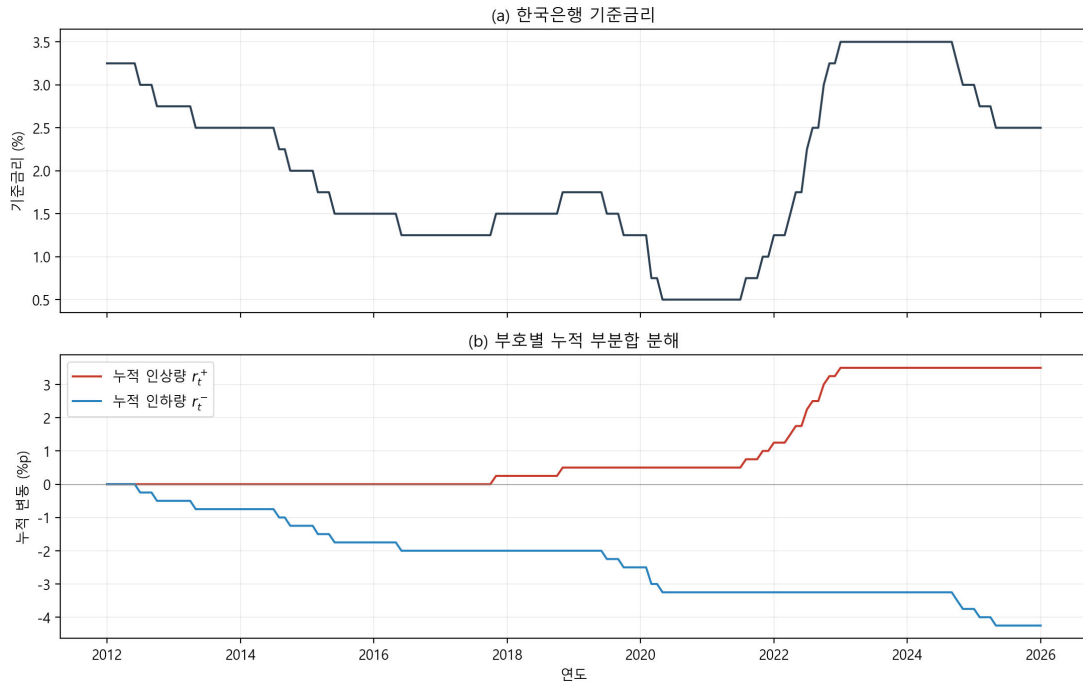
주 : 1) 검정은 서울 사례 및 정책 변수에 대해 수행하였다.

2) 5% 임계값은 ADF=-2.88(상수항), KPSS=0.463(수준 정상성).

3) 서울 HPI 수준은 ADF·KPSS 모두 비정상성을 지지하는 한편 차분 후 정상성이 확보된다.

4) 17개 시도 중 14개에서 동일한 패턴이 관찰되었으며, 변동률은 17개 시도 전부에서 I(0)이다.

5) ADF, augmented Dickey-Fuller; KPSS, Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin; HPI, housing price index; CSI, consumer sentiment index.



〈그림 1〉 한국은행 기준금리 및 부호별 누적 분해

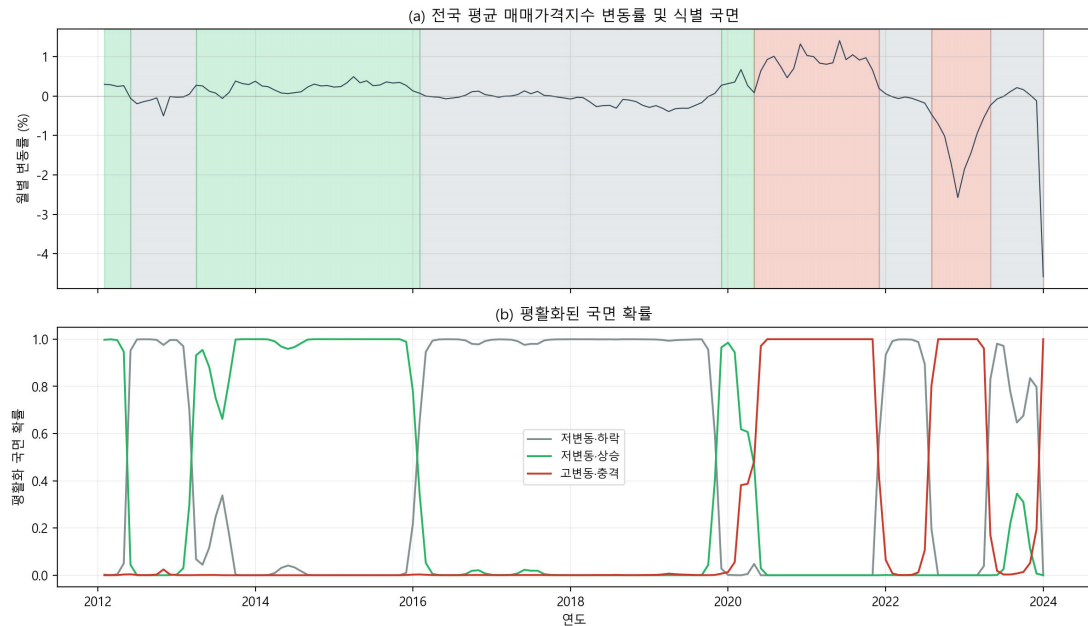
기간(2012~2026년)에 걸쳐 두 차례의 뚜렷한 순환을 보였다. 첫 순환은 2012년 3.25%에서 출발하여 2016년 6월 1.25%, 2020년 5월 0.50%까지 단조적으로 하락한 장기 인하 국면이며, 둘째 순환은 2021년 8월부터 2023년 1월까지 0.50%에서 3.50%로의 급격한 인상이다.

부분합 분해에서 누적 인상량 r_t^+ 는 사실상 2022~2023년의 최근 인상기에 집중되어 발생하였으며 2023년 1월에 +3.50%p로 정점에 도달한다. 반면 누적 인하량 r_t^- 는 분석 기간 전반에 걸쳐 단조적으로 누적되어 2026년 1월에는 -4.25%p에 이른다. 즉, 인상은 짧고 급격한 충격으로, 인하는 길고 누적적인 추세로 식별된다는 점에서 두 변수의 시간적 분포가 본질적으로 비대칭적이다. 이

러한 식별 분산의 비대칭은 강건성 검증에서 2022년 4월 이전 부분표본의 경우 비대칭성의 식별력이 약화되는 결과(제V장 1절)를 사전적으로 설명한다.

본 연구는 동 기간을 부동산 시장 관점에서 세 개의 정책·금리 국면으로 구분한다. 동 구분은 분석에 앞서 통화정책과 거시건전성 정책의 주요 시점을 기준으로 정성적으로 설정한 것이며, 그 적절성을 사후적으로 검증하기 위해 전국 평균 HPI 월별 변동률에 3-국면 마코프-스위칭 모형(Markov-switching regression with switching variance)을 적용한 결과를 〈그림 2〉에 제시한다.

〈그림 2〉 상단은 월별 변동률과 식별된 국면을 음영으로 표시한 것이고, 하단은 각 국면의 평활



〈그림 2〉 전국 평균 매매가격지수 변동률에 대한 3-국면 마코프-스위칭 모형의 식별 결과

화된 한계 확률이다. 마코프-스위칭 모형은 세 개의 구별되는 국면을 자료 자체로부터 식별하였다. 저변동·하락 국면(평균 -0.076% , 표준편차 0.144%), 저변동·상승 국면(평균 $+0.251\%$, 표준편차 0.126%), 고변동·충격 국면(평균 $+0.031\%$, 표준편차 1.347%)이 그것이다. 상태 전이 확률은 $p_{0 \rightarrow 0} = 0.925$, $p_{1 \rightarrow 1} = 0.928$ 로 추정되어 각 국면의 지속성이 강함을 보여준다.

이 자료를 기반으로 한 국면 식별이 정성적 구분과 정합적인지 비교하면 다음과 같다. 2013년 4월부터 2016년 2월까지의 저변동·상승 국면은 LTV(loan-to-value)·DTI(debt-to-income) 완화(2014년 8월)를 포함한 가격 상승기와 시기적으로 중첩된다. 2020년 5월부터 2021년 12월까지의 고변동·충격 국면은 코로나19 유동성 충

격 및 가격 가속과 일치하며, 2022년 8월부터 2023년 5월까지의 두 번째 고변동·충격 국면은 금리 급등기와 일치한다. 즉, 정성적 정책 구분(2014~2017년 저금리·완화기, 2017~2021년 가속기, 2022~2023년 인상기)이 자료 기반 마코프-스위칭 결과와 부합한다. 단 정성적 구분은 정책 시점을 기준으로, 마코프-스위칭은 가격 동학의 통계적 특성을 기준으로 한 것이므로 미세한 경계 시점은 차이가 있다.

4. 구조적 시계열 모형 추정 결과: 수도권 위계 구조와 비수도권 이질성

〈표 2〉는 17개 시도의 NARDL 추정 결과를 비대칭성의 강도와 부호 구조에 따라 세 그룹으로

〈표 2〉 시도별 NARDL 추정 결과(그룹 정렬)

그룹	시도	(p, q)	ρ	β^+	β^-	β^-/β^+	F(한계검정)	Wald p
가. 수도권	서울	(1,0)	-0.017	-0.065	-0.195	3.01	15.54	<0.001
	경기	(1,0)	-0.015	-0.012	-0.159	12.70	4.27	0.004
	인천	(1,0)	-0.018	-0.015	-0.147	9.90	2.96	0.008
나. 비수도권 강한 비대칭	대구	(1,0)	-0.036	-0.061	-0.134	2.18	5.45	<0.001
	광주	(1,0)	-0.027	-0.020	-0.086	4.32	3.62	0.001
	부산	(1,0)	-0.024	-0.033	-0.099	3.04	4.33	0.003
	제주	(5,0)	-0.026	-0.025	-0.126	5.04	3.44	0.033
	전북	(1,1)	-0.005	-0.087	-0.217	2.51	6.39	<0.001
	강원	(1,0)	-0.013	-0.004	-0.038	10.06	6.07	0.004
다. 비유역	세종	(2,1)	-0.013	-0.156	-0.312	2.00	1.38	0.094
	대전	(2,2)	-0.005	-0.103	-0.241	2.34	1.91	0.198
	전남	(3,0)	-0.009	-0.086	-0.094	1.10	5.64	0.670
	울산	(1,0)	-0.016	-0.029	-0.044	1.54	3.40	0.329
	충북	(1,0)	-0.012	-0.011	-0.027	2.39	1.75	0.466
	충남	(1,0)	-0.009	0.005	-0.020	-	3.85	0.242
	경북	(1,0)	-0.008	-0.011	0.003	-	4.06	0.511
	경남	(1,0)	-0.010	-0.026	-0.003	0.10	1.91	0.442

주 : 1) 종속변수는 매매가격지수 로그 차분, 오차수정항은 로그 수준으로 일관되게 설정하였다.

2) NARDL 회귀에는 소비자심리지수를 통제변수로 포함하였으며 정책 이벤트 더미는 장기 균형 추정의 교란을 피하기 위해 제외하였다.

3) Newey-West 이분산-자기상관 일치(HAC) 표준오차 적용.

4) 한계검정 5% 상한 임계값 = 5.73. β^+ , β^- 는 기준금리 1%p 변동에 대한 매매가격지수의 장기 준탄력성으로 해석된다.

5) 17개 시도 모두 $\rho < 0$ 으로 안정적 균형 수렴 조건을 충족한다.

6) NARDL, nonlinear autoregressive distributed lag; HAC, heteroskedasticity and autocorrelation consistent.

재정렬하여 제시한다.

1) 수도권 위계 구조

수도권 3개 시도는 모두 인하 장기계수의 절댓값이 인상계수를 큰 폭으로 상회하는 강한 비대칭을 보인다. 인하 장기계수의 절댓값은 서울($|\beta^-| = 0.195$) > 경기(0.159) > 인천(0.147) 순이나, 인상 대비 인하 효과의 비율로 보면 경기(12.7배)와

인천(9.9배)이 서울(3.0배)을 크게 상회한다. 서울은 인상계수 자체($|\beta^+| = 0.065$)가 비교적 크게 추정되어 비율은 낮지만 인하·인상 양방향 모두에서 가장 큰 절대 민감도를 보이며, 경기·인천은 인상계수가 0에 가까워($|\beta^+| = 0.012 \sim 0.015$) 인상 충격에는 거의 반응하지 않고 인하 충격에만 선택적으로 반응하는 구조를 보인다.

부동산 시장 관점에서 수도권 외곽(경기·인천)

의 이러한 선택적 반응은 다음 요인으로 해석된다. 첫째, 송도·청라·검단 등 인천의 대규모 택지 공급과 경기 2기·3기 신도시 공급에 따른 매물 누적이 인하기 유동성 유입 시 가격이 비탄력적으로 상승할 수 있는 환경을 조성한다. 둘째, 수도권 외곽은 전세가율이 높아 전세보증금을 활용한 차입 확대 의존도가 서울 강남권보다 크므로, 인하기 전세자금대출 한도 확대가 매매·전세 동반 상승의 차입 확대 효과를 증폭시킨다. 셋째, 서울 진입 가격 한계에 도달한 수요가 외곽으로 이동하는 통근수요가 인하기에 가속되어, 인천·경기 가격에는 자체 수요 외에 서울 가격 상승의 파급 효과가 추가로 누적된다. 반면 인상기에는 이러한 상방 압력이 작동하지 않아 인상계수가 0에 가깝게 나타난다.

오차수정 속도(ρ)는 세 시도 모두 -0.015에서 -0.018 사이로, 장기 균형으로의 수렴은 진행되나 그 속도가 완만하여 가격 충격이 장기간 지속되는 한국 수도권 시장의 비유연성과 정합적이다.

2) 비수도권 강한 비대칭 그룹

비수도권에서는 강원·대구·부산·광주·전북·제주의 6개 시도가 5% 수준의 유의한 비대칭을 보였다. 이 중 강원($|\beta^-|/|\beta^+|=10.06$), 제주(5.04), 광주(4.32)의 비대칭 비율이 특히 크다. 강원과 제주는 외지인·관광 수요 비중이 높아 인하기 자본 유입이 가격에 빠르게 반영되는 반면 인상기 반응은 제한적인 시장 구조를 갖는다. 광주는 자체 시장의 유동성 민감도가 비대칭의 주된 원천일 가능성이 있다. 대구와 부산은 비대칭 비율이 2~3배 수준으로 수도권과 유사하나, ρ 의 절대값

(대구 -0.036, 부산 -0.024)이 수도권보다 커서 균형 수렴이 더 빠르다. 전북은 인하계수의 절댓값이 0.217로 유의한 비대칭을 보인 비수도권 시도 중 가장 크고 한계검정 통계량($F=6.39$)도 임계값을 상회하여, 공적분 관계가 뚜렷한 가운데 강한 비대칭을 보이는 사례이다.

한계검정에서 5% 임계값(5.73)을 상회하여 장기 균형 관계가 확인된 시도는 서울($F=15.54$), 전북(6.39), 강원(6.07)의 3개이다. 나머지 시도는 임계값을 하회하나, 모든 시도에서 $\rho < 0$ 이고 다수에서 오차수정항이 통계적으로 유의하여 약한 형태의 균형 수렴은 존재하는 것으로 판단된다. 본 연구의 표본 기간이 NARDL 추정에 다소 짧은 점을 고려하면, 한계검정의 보수적 결과는 자료 제약에 따른 것으로 해석된다.

3) 비유의 그룹

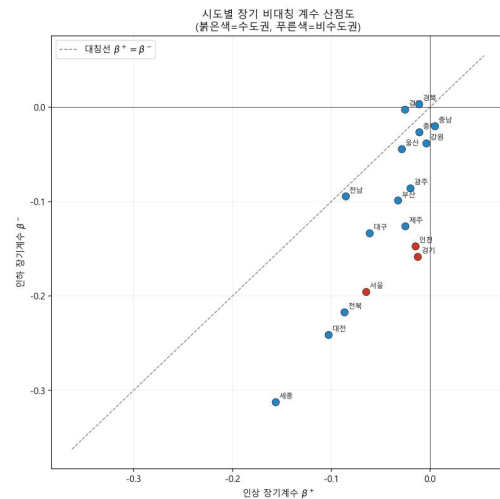
세종·대전·전남·울산·충북·충남·경북·경남의 8개 시도는 장기 비대칭이 통계적으로 유의하지 않다. 이 중 세종·대전은 인하계수의 절댓값 자체는 크나(-0.312, -0.241) Wald 검정에서 인상계수와 차이가 유의수준에 도달하지 못하였는데, 이는 짧은 표본과 행정수도 정책에 따른 비정상적 가격 동학의 결합 효과로 추정된다.

경남은 $|\beta^+|=0.026 > |\beta^-|=0.003$ 으로 본 연구의 보편적 패턴($|\beta^-| > |\beta^+|$)과 반대되는 부호 구조를 보인다. 이 부호 역전은 다음과 같은 작용기제의 결과로 해석될 여지가 있다. 분석 기간 중 경남은 조선업의 구조적 침체(2014~2018년 거제·통영·창원 조선소 인력 감축, 인구 유출 누적)에 직면하였으며, 이로 인한 지역 산업 기반 약화

와 가계 소득 감소가 인하기 통화정책의 가격 부양 효과를 약화시켰다. 즉 차입 여건이 완화되어도 지역 수요 자체가 위축되어 가격 반응이 제한되는 반면, 인상기에는 이미 약화된 가격 기반이 차입비용 상승에 더 민감하게 반응하여 $|\beta^+|$ 가 상대적으로 크게 관측된다. 다만 경남의 비대칭은 통계적으로 유의하지 않으므로(Wald $p=0.442$), 이 해석은 점추정치 부호에 근거한 시사적 논의로 제한한다.

경남의 사례는 지역 산업 충격이 통화정책의 일반적 전이 경로를 약화시킬 수 있음을 시사하며, 통화정책 효과가 모든 지역에 일률적으로 작동한다는 암묵적 가정이 한국의 지역경제 실태에 부합하지 않을 수 있음을 보여준다. 이는 거시건전성 정책 설계 시 지역 산업 구조와 인구 동태를 함께 고려해야 함을 시사한다.

〈그림 3〉은 시도별 β^+ 와 β^- 를 산점도로 제시한 것이다. 가로축은 인상 충격에 대한 장기 민감도(β^+), 세로축은 인하 충격에 대한 장기 민감도(β^-)이며, 점선은 인상과 인하의 효과가 동일한 경우를 나타내는 대칭선($\beta^+=\beta^-$)이다. 대칭선 아래 위치한 시도일수록 인하 효과가 인상 효과보다 강한 비대칭을 보인다. 거의 모든 시도가 대칭선 하방에 분포하여 인하 효과 우위의 비대칭이 전국적으로 보편적임을 보여준다. 수도권 3개 시도(서울·경기·인천)는 모두 좌하단 방향으로 뚜렷이 이탈해 있어 강한 비대칭을 보이며, 세종·대전·전북도 대칭선에서 크게 벗어나 인하계수의 절댓값이 큰 편이다. 경남·경북·충남은 원점 부근에 위치하며 부호 구조가 불명확하여 비대칭이 유의하지 않은 군집을 형성한다.

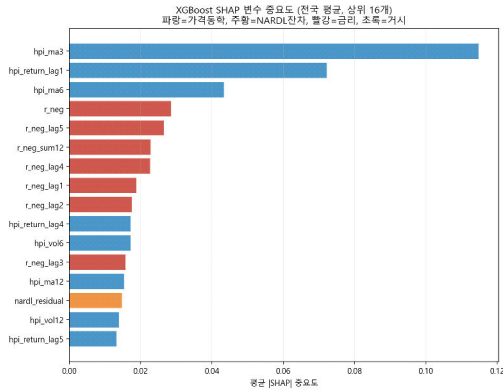


〈그림 3〉 시도별 장기 비대칭 계수 산점도

5. XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)-SHAP(Shapley Additive Explanation) 분석 결과

XGBoost 모형의 시도별 확장 창 교차검증 결과, 표본의 평균 R^2 는 0.154, DA는 평균 48.4%로 산출되었으며, DA는 울산에서 59.4%로 가장 높았다. 동일한 평가 설계에서 NARDL 단독 모형의 표본외 평균 R^2 (0.663)와 DA(59.3%)가 XGBoost를 상회하여, 학습 모형의 비선형 유연성이 본 자료에서 단기 표본 외 예측 정확도의 향상으로 직접 연결되지는 않았다. 따라서 이하의 SHAP 분석은 학습 모형이 표본 내에서 식별한 변수 기여 구조를 해석하는 진단 도구로 활용하며, 표본 외 예측 우열에 관한 추론은 제6절의 Diebold-Mariano 검정에서 별도로 다룬다.

〈그림 4〉는 전국 평균 SHAP 상위 16개 변수의 중요도를 막대그래프로 제시한 것으로, 막대 길



〈그림 4〉 XGBoost(eXtreme Gradient Boosting) 기반 SHAP(Shapley additive explanation) 변수 중요도 (전국 평균, 상위 16개)

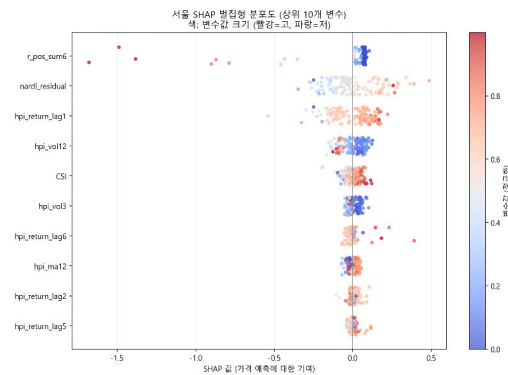
이가 길수록 해당 변수가 모형의 예측에 평균적으로 큰 영향을 미쳤음을 의미한다. 변수는 종류별로 색이 구분되어 있으며, HPI의 단기 동학(파랑), NARDL 잔차(주황), 금리 관련 변수(빨강), 거시 변수(초록)로 분류된다. 단기 가격 동학에 해당하는 변수(가격지수의 단기 이동평균 및 시차 수익률 등)가 최상위권을 형성하여, 한국 아파트 시장의 단기 가격 동학이 자기실현적 가격 관성에 강하게 의존함을 보여준다. 이는 단기 매수자의 추세추종 심리와 정합적이다.

단기 가격 동학에 이어 금리 관련 변수가 상위권에 다수 분포한다. 누적 인하량과 그 시차 변수들이 상위권에 폭넓게 포진하여 인하 충격의 정보가 모형의 변수 기여 구조에 반영됨을 보여준다. NARDL 잔차 또한 입력 변수군 가운데 상위권에 위치하여 NARDL이 식별한 장기 균형 정보가 학습 모형의 변수 기여 구조에 유의하게 반영됨을 시사한다. 인하 관련 변수가 인상 관련 변수보다

전반적으로 높은 기여도를 보이는 패턴은 NARDL의 비대칭 추정 결과(인하 효과 우위)와 부호 방향이 정합적이며, 두 모형이 서로 독립된 방법론에도 불구하고 같은 방향성을 식별함을 시사한다. 〈그림 5〉는 서울의 SHAP 별집형 분포도로, 개별 관측치 수준에서 각 변수가 예측에 미치는 기여의 방향과 크기를 보여준다. NARDL 잔차와 누적 인하량 관련 변수가 상위에 위치하며, 변수값의 크기에 따라 기여 방향이 체계적으로 구분되는 양상이 확인된다.

6. 결합 설계의 통계적 검정

NARDL 잔차 변수의 SHAP 중요도가 통계적으로 유의한지를 정식 추론하기 위해, 시계열 의존성을 보존하는 블록 부트스트랩(블록 길이 12개월, 반복 횟수 $N_{boot} = 100$)으로 17개 시도 각각의 95% 신뢰구간을 산출하였다. 영가설은 $H_0: \bar{\phi}_\epsilon = 0$ 이며, 신뢰구간이 0을 포함하지 않으면 기각된다.



〈그림 5〉 서울 SHAP(Shapley additive explanation) 별집형 분포도(beeswarm)

〈그림 6〉은 블록 부트스트랩 결과를 제시한다. 녹색 점은 영가설이 기각된 시도를 나타내며, 17개 시도 전부에서 신뢰구간 하한이 0(붉은 점선)을 상회하여 영가설이 기각되었다. 이는 NARDL 잔차의 SHAP 기여도가 전 지역에서 보편적으로 유의함을 의미한다. 시도별 원표본 SHAP 중요도는 세종(0.262)이 가장 크고 서울(0.121), 인천(0.108), 경기(0.094), 울산(0.065), 충북(0.057)이 뒤를 잇는다. 입력 변수군 가운데 NARDL 잔차의 순위를 보면 세종이 1위, 서울·울산·충북이 2위, 인천·강원이 3위로 다수의 시도에서 상위권에 위치한다.

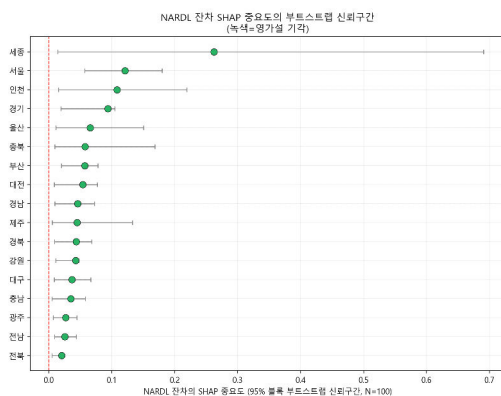
이와 함께 NARDL 잔차를 포함한 결합 모형의 표본의 예측 성능이 NARDL 단독 모형 대비 우월한지를 확인하기 위하여 Diebold and Mariano (1995)의 검정으로 두 모형의 1개월 예측 손실(평균제곱오차)을 비교하였다. 소표본 보정을 위해 Harvey et al.(1997)의 수정 통계량을 적용하

였다. 검정 결과는 본 연구의 결합 설계가 단기 예측 정확도를 개선하지 못함을 보여준다. 17개 시도 전부에서 NARDL 단독 모형의 예측 손실이 결합 XGBoost보다 작았으며, 그 차이는 다중 검정 보정 전 15개 시도, Holm-Bonferroni 보정 후 13개 시도에서 5% 수준으로 유의하였다. 즉 NARDL 잔차를 추가 입력으로 활용하더라도 학습 모형이 NARDL 단독의 단기 예측 정확도를 능가하지 못하며, 오히려 다수 시도에서 통계적으로 열위에 있다. 이는 본 연구의 결합 설계가 갖는 가치가 단기 예측 성능의 향상이 아니라, NARDL 잔차의 SHAP 기여가 모든 시도에서 통계적으로 유의하다는 사실에서 확인되는 구조적 해석과 비선형 변수 기여도 분해의 정합적 결합에 있음을 의미한다.

V. 강건성 검증 및 고찰

1. 강건성 검증

분석 결과의 강건성 검증으로 표본을 2022년 4월(급속 인상 국면 진입 시점) 이전으로 한정된 부분표본 NARDL 추정을 수행하였다. 부분표본 결과 17개 시도 중 8개에서 5% 수준의 유의한 비대칭성이 확인되었다(강원·경남·경북·광주·대구·전남·충남·충북). 서울의 경우 부분표본에서 비대칭성의 통계적 유의성이 약화되었으며($p=0.590$), 전 표본에서 관측된 강한 비대칭성($p<0.001$)은 2022~2023년 급속 인상 국면 자료에 의해 식별력이 확보된 결과로 판단된다. 한편 부분표본에서도



〈그림 6〉 NARDL(Nonlinear autoregressive distributed lag) 잔차 SHAP(Shapley additive explanation) 중요도의 블록 부트스트랩 95% 신뢰구간 (17개 시도, $N_{boot}=100$)

서울의 한계검정 F 통계량이 5% 임계값(5.73)을 큰 폭으로 상회하여, 전 표본 결과($F=15.54$)와 마찬가지로 장기 균형 관계 자체는 표본 분할에 강건함이 확인된다.

NARDL 추정의 진단 통계로 잔차의 자기상관(Breusch-Godfrey 라그랑주 승수 검정), 조건부 이분산(자기회귀 조건부 이분산성 검정, autoregressive conditional heteroskedasticity lagrange multiplier test), 모수 안정성(누적합 검정 및 누적합 제곱 검정, cumulative sum 및 cumulative sum of squares tests)을 수행한 결과, 모든 시도에서 5% 수준의 유의 위반은 관측되지 않았다.

2. 비대칭성의 부동산 시장 작용 기제

본 연구의 주요 결과는 한국 주택시장에서 $|\beta^-| > |\beta^+|$, 즉 금리 인하의 가격 효과가 인상보다 큰 비대칭 전이가 보편적으로 관측되며, 그 강도가 수도권에서 위계적이고 외곽일수록 크다는 점이다. 이 패턴을 야기하는 부동산 시장 측면의 구조적 작용 기제는 다음과 같이 정리된다.

LTV·DTI 규제는 인상 국면에서 강화되고 인하 국면에서 완화되는 경향이 있는데, 한국의 경우 8·2 대책(2017), 12·16 대책(2019)으로 인상 시기의 차입제약이 강화된 반면 2014년 8월의 LTV·DTI 일괄 완화는 인하기에 단행되어 정책의 동행성이 통화 충격 자체의 비대칭에 추가적 비대칭을 누적시키는 매수자 측 차입제약 비대칭이 작동하였다. 매도자 측에서는 Genesove and Mayer(2001)가 1990년대 보스턴 콘도미니엄

자료에서 명목 손실에 직면한 매도자가 호가를 25%~35% 상향 조정하고 매매 성사율이 낮음을 실증한 것과 유사하게, 한국 시장에서도 인상기 가격 하락 국면에 매도자의 호가 경직성이 작동하여 거래량이 위축되는 유사한 패턴이 나타날 수 있으며, 이러한 매도자 측 마찰은 인상 충격의 가격 반응을 부분적으로 완충하는 요인으로 작용하여 $|\beta^+|$ 를 축소시킨다. 더하여 전세 제도가 임차인의 보증금이 임대인의 자기자본을 보완하는 비공식 신용 경로로 작동하여, 금리 인하기에 전세 자금대출 한도가 확대되면 전세가가 상승하고 매매-전세 가격의 동반 상승을 통해 매매가격이 증폭되는 한국 주택시장 고유의 구조가 인하기 가격 부양 효과를 비대칭적으로 증폭시키는 주요 기제 중 하나로 작용하는 것으로 판단된다.

3. 변동성 동학과 공간 이질성

수도권의 12개월 이동변동성은 분석 기간 중 2022~2023년(1.48%)에 극대를 보였으며, 부동산 순환 정점 직후의 가격 조정 국면과 일치한다. 비수도권 평균 변동성은 2012~2014년에 일시적으로 수도권을 상회하였는데, 이는 세종 행정 중심복합도시 건설, 대구·부산 등 광역시의 재개발 활성화 등 비수도권의 구조적 가격 조정 시기와 대체로 정렬되는 것으로 보인다. 그러나 2014년 이후 비수도권 변동성은 일관되게 수도권보다 낮은 수준을 유지하여, 수도권이 통화정책 충격의 주된 흡수 경로로 작동하고 있음을 보여준다.

지역 간 동조성 분석에서 매매가격 변동률 기준 서울의 주요 상관계수를 보면 서울-경기 0.88,

서울-인천 0.74로 수도권 내 강한 동조가 확인되는 반면, 서울-강원 0.05, 서울-제주 0.10, 서울-충북·충남 0.17은 사실상 무상관이다. 부산-경남 0.87, 광주-경남 0.75는 산업 군집 동조를, 충북-강원 0.72, 충북-충남 0.70은 중부 내륙 동조를 시사한다. 이러한 군집 구조는 통화정책의 단일 충격이 지역별로 차별적으로 흡수됨을 의미하며, 비대칭성의 강도 차이를 부분적으로 설명한다.

VI. 결론 및 정책적 시사점

본 연구는 한국 17개 시도의 월별 자료를 활용하여 통화정책의 주택가격 비대칭 전이를 NARDL 모형과 XGBoost-SHAP 결합 분석틀로 실증 분석하였다. 17개 시도 중 9개에서 5% 수준의 유의한 장기 비대칭성이 확인되었으며, 인하 효과가 인상 효과를 상회하는 패턴이 수도권 3개 시도에서 일관되게 관측되었다. 수도권의 인하 장기계수 절댓값은 서울($|\beta| = 0.195$) > 경기(0.159) > 인천(0.147)으로 모두 인상계수를 큰 폭으로 상회하며, 인상 대비 인하 효과의 비율은 경기 12.7배, 인천 9.9배, 서울 3.0배로 추정되었다. SHAP 분석에서는 단기 가격 관성에 이어 인하 관련 금리 변수가 상위권에 다수 분포하였고, NARDL 잔차의 SHAP 중요도가 입력 변수군 가운데 상위권에 위치하여 결합 설계의 정보 기여를 뒷받침한다. 또한 블록 부트스트랩($N_{boot} = 100$, 블록 길이 12개월) 검정에서 17개 시도 모두에 대해 NARDL 잔차의 SHAP 중요도가 95% 수준에서 0과 유의하게 다름이 확인되어, 결합 설계의 정보 기여가

통계적으로 뒷받침되었다.

본 연구의 결과는 다음의 정책적 시사점을 제공한다. 첫째, 거시건전성 정책의 국면 의존적 운용이 요구된다. 인상의 가격 억제 효과가 인하의 부양 효과 대비 제한적이라는 점은, 인하 진입기에 LTV·DTI를 선제적으로 강화하는 것이 인상기에 사후적으로 완화하는 것보다 정책 효율성이 높음을 시사한다. 둘째, 통화정책 단독으로 양방향 자산가격 안정 목표를 달성하기는 어렵다. 직접적 수요 관리 수단(공급 확대, 보유세 조정)과의 정책 조합이 요구된다. 셋째, 수도권 내부의 차별적 반응 구조는 지역 차등 LTV·DTI의 정책 근거를 제공한다. 서울은 인상·인하 양방향 모두에서 가장 큰 절대 민감도를 보이는 반면 경기·인천은 인상 충격에는 거의 반응하지 않고 인하 충격에만 선택적으로 반응하는 비대칭 구조를 보인다는 결과는, 인하기 가격 급등의 사전 차단을 위한 규제가 서울에 한정되어서는 효과가 불충분하며 광역 수도권 외곽까지 포괄해야 함을 의미한다. 넷째, 경남의 부호 역전 현상에서 드러나듯이 지역 산업 침체가 통화정책의 일반적 전이 경로를 왜곡 또는 무력화할 수 있으므로, 일률적 통화정책 운용은 산업 위기·인구 감소 지역에 대해서는 보조적인 지역 재정·산업 정책과 결합되어야 효과적이다.

본 연구의 한계로는, 시도 단위 집계 분석으로 시·군·구 단위의 미시적 이질성이 식별되지 않는 점, 전세-매매 가격 간의 다단계 매개 효과가 명시적으로 모형화되지 않은 점, NARDL 추정에 다소 짧은 표본 기간으로 인해 한계검정에서 공적본이 확인된 시도가 3개에 그친 점, 부호 역전을 보인 경남에 대한 별도의 구조 분석이 본 연구의 범

위를 벗어나는 점을 들 수 있다. 또한 본 연구의 결합 설계가 NARDL 잔차의 SHAP 기여 측면에서는 모든 시도에서 통계적으로 유의한 정보 기여를 보였으나, Diebold-Mariano 검정에 의한 1개월 예측 손실 비교에서는 17개 시도 모두에서 NARDL 단독 모형의 손실이 결합 모형보다 작았고 그 차이가 Holm-Bonferroni 보정 후에도 13개 시도에서 유의하였다. 즉 NARDL 잔차를 추가 입력으로 활용한 학습 모형은 단기 예측 정확도 측면에서 NARDL 단독 모형을 능가하지 못하였다. 이는 결합 설계의 가치가 단기 예측 정확도의 향상보다는 NARDL의 구조적 해석과 학습 모형의 비선형 변수 기여도 분해를 정합적으로 결합하는 데에 있음을 시사하며, 향후 연구는 시·군·구 단위 패널 자료, 금리-전세-매매로 이어지는 다단계 매개 모형, 지역 산업·인구 동태를 통제하는 확장 NARDL 모형으로 확장될 필요가 있다.

ORCID

최인수 <https://orcid.org/0000-0003-2596-7368>

참고문헌

1. 박진백, 이태리, 오민준. (2021). 금리의 주택가격 상승 기여도 추정. *주택연구*, 29(4), 75-100.
2. 손종철. (2010). 통화정책 및 실물·금융변수와 주택 가격간 동태적 상관관계 분석. *경제학연구*, 58(2), 179-219.
3. 이근영, 김남현. (2016). 금리와 주택가격. *경제학연구*, 64(4), 45-82.
4. 이태리, 박진백. (2024). 통화정책의 주택가격에 대한 시간가변 변동 기여도 분석. *국토연구*, 122, 79-97.
5. 통계청. (2024). *2024년 가계금융복지조사 결과*. 통계청.
6. Apergis, N., & Cooray, A. (2015). Asymmetric interest rate pass-through in the U.S., the U.K. and Australia: New evidence from selected individual banks. *Journal of Macroeconomics*, 45, 155-172.
7. Bernanke, B. S., & Gertler, M. (1995). Inside the black box: The credit channel of monetary policy transmission. *Journal of Economic Perspectives*, 9(4), 27-48.
8. Case, K. E., Quigley, J. M., & Shiller, R. J. (2005). Comparing wealth effects: The stock market versus the housing market. *Topics in Macroeconomics*, 5(1), 20121001.
9. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *KDD '16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785-794). Association for Computing Machinery (ACM).
10. Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3), 253-263.
11. Genesove, D., & Mayer, C. (2001). Loss aversion and seller behavior: Evidence from the housing market. *The Quarterly Journal of Economics*, 116(4), 1233-1260.
12. Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical asset pricing via machine learning. *The Review of Financial Studies*, 33(5), 2223-2273.
13. Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1997). Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting*,

- 13(2), 281–291.
14. Iacoviello, M. (2005). House prices, borrowing constraints, and monetary policy in the business cycle. *American Economic Review*, 95(3), 739–764.
15. Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291.
16. Katrakilidis, C., & Trachanas, E. (2012). What drives housing price dynamics in Greece: New evidence from asymmetric ARDL cointegration. *Economic Modelling*, 29(4), 1064–1069.
17. Lundberg, S. M., Erion, G. G., & Lee, S. I. (2018). Consistent individualized feature attribution for tree ensembles. *arXiv preprint*. Advance online publication. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1802.03888>.
18. Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. In I. Guyon, U. Von Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan & R. Garnett (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765–4774.
19. Mian, A., & Sufi, A. (2011). House prices, home equity-based borrowing, and the US household leverage crisis. *American Economic Review*, 101(5), 2132–2156.
20. Mishkin, F. S. (2007). *Housing and the monetary transmission mechanism* (NBER Working Paper No. 13518). National Bureau of Economic Research (NBER).
21. Newey, W. K., & West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55(3), 703–708.
22. Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), 289–326.
23. Shapley, L. S. (1953). A value for n-person games. In H. W. Kuhn & A. W. Tucker (Eds.), *Contributions to the theory of games, volume II* (pp. 307–317). Princeton University Press.
24. Shin, Y., Yu, B., & Greenwood-Nimmo, M. (2014). Modelling asymmetric cointegration and dynamic multipliers in a nonlinear ARDL framework. In R. C. Sickles & W. C. Horrace (Eds.), *Festschrift in honor of Peter Schmidt* (pp. 281–314). Springer.
25. Stein, J. C. (1995). Prices and trading volume in the housing market: A model with down-payment effects. *The Quarterly Journal of Economics*, 110(2), 379–406.
26. Tsatsaronis, K., & Zhu, H. (2004). What drives housing price dynamics: Cross-country evidence. *BIS Quarterly Review*, March, 65–78.

논문 접수일: 2026년 4월 28일

심사(수정)일: 2026년 6월 10일

게재 확정일: 2026년 7월 10일

국문초록

본 연구는 한국은행 기준금리의 변동이 지역별 아파트 매매가격에 미치는 장기 효과가 인상 국면과 인하 국면 간에 비대칭적인지, 그리고 그 비대칭의 강도가 지역별로 어떻게 차별화되는지를 17개 시도 자료를 활용하여 분석하였다. 2012년 1월부터 2024년 1월까지의 월별 자료에 비선형 자기회귀시차분포(NARDL) 모형과 XGBoost-SHAP 결합 분석틀을 적용한 결과, 금리 인하의 가격 부양 효과가 인상의 억제 효과를 유의하게 상회하는 비대칭이 수도권을 중심으로 다수의 시도에서 확인되었다. 특히 경기·인천 등 수도권 외곽은 인상 충격에는 거의 반응하지 않고 인하 충격에만 선택적으로 반응하는 구조를 보였으며, 일부 지역에서는 지역 산업 기반의 구조적 침체가 통화정책의 표준적 전이 경로를 약화시키는 것으로 나타났다. 블록 부트스트랩 검정 결과 NARDL 잔차의 SHAP 중요도는 17개 시도 모두에서 통계적으로 유의하였으나, 결합 모형이 NARDL 단독 모형의 단기 예측 정확도를 개선하지는 못하였다. 따라서 본 결합 설계의 기여는 예측력 향상보다 구조적 해석과 비선형 변수 기여도 분해의 정합적 결합에 있다. 이러한 결과는 국면 의존적·지역 차별적 거시건전성 정책 운용의 정량적 근거를 제공한다.

주제어 : 통화정책 비대칭성, 주택가격, 거시건전성 정책