

국제경제연구  
제29권 제2호  
2023년 6월

## 공적 주택금융이 가계부채에 미치는 영향 분석: 대규모 베이지안 VAR 모형을 중심으로\*

강규호\*\* · 박근형\*\*\*

공적 주택금융 확대는 금융안정의 주요 지표인 은행 및 비은행권 주택관련대출 총량뿐만 아니라 가계대출의 고정금리 비중을 상승시켜 기준금리 통화정책의 금리경로 유효성에도 지대한 영향을 미칠 가능성이 높다. 이에 본 연구는 공적 주택금융이 우리나라 가계부채에 미치는 영향을 분석하고 통화정책적 시사점을 도출하고자 한다. 이론적으로 거시경제 전반, 부동산 시장 및 가계대출이 상호 밀접한 동태적 상관관계가 존재한다는 사실을 반영하여 18개 거시 및 가계대출관련 지표로 구성된 대규모 벡터자기회귀모형을 설정하고 추정한다. 이 과정에서 베이지안 축소(shrinkage)법을 도입하여 과도적합 문제를 극복하며, 다양한 시나리오 분석을 실시하였다.

분석결과, 현 경제상황에서 공적 주택금융 공급 확대는 가계부채 총량과 고정금리 비중을 크게 확대할 것으로 보이지 않는다. 하지만 만약 저성장·고물가 충격이 동반되고 이에 대응하여 한국은행이 기준금리를 인상하면 기준금리 충격이 없는 경우와 비교했을 때 가계부채 증가율은 더 큰 폭으로 감소하고 고정금리 비중이 늘어날 것으로 추정되었다. 마지막으로 기준금리 인상충격이 가계부채 문제를 완화하고 물가를 안정화하는 효과와 함께 성장률을 떨어뜨리는 상충효과가 있음을 발견하였다.

핵심용어: 기타대출, 신규대출 고정금리비중, 시나리오 분석  
경제학 문헌분류기호: G12, C11, E43

2023년 03월 02일 접수; 2023년 04월 26일 수정; 2023년 05월 14일 게재확정

\* 본 연구는 한국은행, 고려대학교(K2305511), 정부(과학기술정보통신부, No. NRF-2022M3J6A1063595)의 재정지원을 받아 작성되었습니다. 또한 본 연구내용은 집필자의 개인의견이며 한국은행의 공식견해와는 무관합니다.

\*\* 제1저자, 고려대학교 경제학과 교수, 02841, 서울특별시 성북구 안암로 145 고려대학교 경제학과,  
Tel: 02-3290-5132, E-mail: kyuho@korea.ac.kr

\*\*\* 교신저자, 한국은행 금융결제국 과장, 04531, 서울특별시 중구 남대문로 39 한국은행 금융결제국,  
Tel: 02-750-6652, E-mail: keunhyeong.park@bok.or.kr

## I. 서 론

### 1. 연구배경

국내 가계부채는 2000년대 중반 이후로 가파르게 증가하여 왔으며 질적인 측면에서도 취약성이 존재한다. 우리나라의 가계대출은 변동금리 및 취약차주·고DSR차주<sup>1)</sup>의 비은행금융기관 대출 비중이 높아 금리변동, 특히 금리인상기에 가계부실의 도관으로 작용할 가능성을 내재하고 있다. 특히 비은행금융기관의 경우 은행에 비해 금리 수준이 높고 취약차주·고DSR차주를 중심으로 대출이 이루어지기 때문에 금리 인상에 따른 이자 상환 부담 증가에 더욱 취약하다. 2022년 2/4분기 말 예금은행 가계대출 잔액에서 변동금리의 비중은 78.1%에 이른다. 그리고 2020년 4/4분기 말 취약차주 및 고DSR차주의 비은행금융기관 대출 비중도 각각 61.7%, 52.4%로 상당한 수준이다.

이에 정부는 주택금융공사 등을 통해 2004년 이후로 장기 고정금리 대출상품인 보금자리론(2004년 도입), 디딤돌대출(2011년 도입), 적격대출(2012년 도입) 등 정책 모기지 상품을 공급하고 있다. 동 대출상품들은 차입자 입장에서 시중은행의 일반 대출상품에 비해 금리가 낮은 편인데다, 장기 고정금리로 인해 금리변동의 위험을 회피할 수 있는 것은 물론이고 이자상환 부담을 크게 줄일 수 있다는 장점이 있다. 이에 따라 보금자리론(이하 디딤돌대출 포함) 및 적격대출의 잔액은 꾸준히 증가하여 왔으며 전체 주택담보대출에서 차지하는 비중(2022년 1/4분기 말 기준 19.7%)도 상승하여 왔다. 그 결과 보금자리론 및 적격대출 등을 통한 공적 주택금융은 그간 국내 가계대출의 고정금리, 분할상환 비중을 높여 금리상승으로 인한 구조적 취약성을 완화하는 데 기여한 것으로 평가된다. 아울러 앞서 보았듯이 취약차주 및 고DSR차주의 경우 금리 수준이 상대적으로 높은 비은행금융기관 대출 비중이 높는데 정책모기지가 이러한 대출 수요를 일부 흡수 가능하다는 측면에서도 국내 가계부채의 안정성을 높이는 데 중요한 역할을 하고 있는 것으로 판단된다.

다만 정책모기지로 인해 가계부채의 총량 자체는 더욱 크게 증가했을 가능성도 존재한다. 주지하였듯이 보금자리론 등 정책모기지 상품은 장기 고정금리인데다 금리 이율 자체도 시중은행에 비해 낮아 DTI, DSR의 비율을 낮추는 효과가 있으며, 향후 금리변동에 따른 리스크도 헤징이 가능하다. 이에 따라 차입자로 하여금 보다 적극적으로 대출을 받아 주택을 매입할 유인을 제공하게 된다.

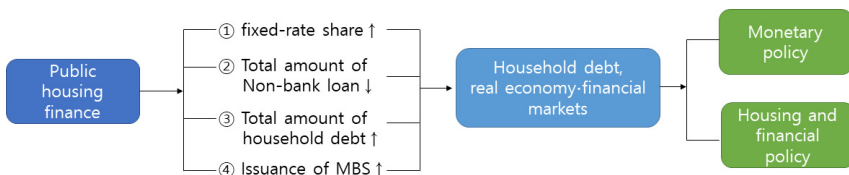
또한 보금자리론과 적격대출은 자산유동화를 전제로 하고 있다는 점에서 채권시장에

1) 한국은행 금융안정보고서(2021.6월)에 따르면 취약차주는 다중채무자(3개 이상 금융기관으로부터 차입)이면서 저소득(소득 하위 30%) 또는 저신용(신용점수 664점 이하)인 차주를 의미한다. 그리고 DSR이 70% 이상인 경우를 고DSR, 40~70%를 중DSR, 40% 미만을 저DSR로 구분한다.

영향을 줄 가능성도 있다. 주택금융공사가 보금자리론 공급을 증가시키는 경우 MBS 발행규모가 함께 증가하게 되고 이는 금융시장에 영향을 미칠 수 있다. 예를 들어 MBS 발행규모 증가 시 채권가격이 하락(채권금리 상승)하게 되고, 채권보유자들의 평가손실이 발생한다. 최근과 같이 금리가 이미 크게 높아진 상황에서 채권가격의 추가적인 하락은 투자자들로 하여금 추가 하락에 대한 우려로 신용채권 등에 대한 투자를 기피하게 만들 수 있다.

종합해보면 공적 주택금융의 존재는 크게 네 가지 경로를 통해 우리나라 거시경제에 영향을 미칠 가능성이 있다. 첫째는 장기 고정금리·분할상환 방식의 대출상품을 공급함으로써 가계부채의 구조적 취약성을 완화하는 데 기여하고 있다. 둘째, 금리인상에 취약한 취약차주 및 고DSR차주의 비은행금융기관 대출수요를 일부 흡수하여 가계부채의 안정성을 높이는 효과가 있다. 첫 번째 경로와 두 번째 경로 모두 금리인상으로 인한 가계부채의 구조적 취약성과 관련되어 있다는 점에서 유사하나, 첫 번째 경로의 경우 공적 주택금융의 고정금리가 일반 은행의 변동금리 보다 높은 경우도 있어 공적 주택금융이 은행의 변동금리 대출을 직접적으로 대체하기 어려울 수 있다. 그러나 두 번째 경로의 경우 그렇지 않기 때문에 보다 직접적으로 대체될 수 있다는 점에서 공적 주택금융 확대에 의한 효과가 더 크게 나타날 가능성이 있다. 셋째는 그러한 기여에도 불구하고 그간 주택가격 상승에 따른 가계부채 증대의 촉매제 역할을 했을 가능성이 있다. 마지막으로 공적 주택금융의 증가는 MBS의 발행 증가로 이어지므로 금융시장의 충격요인으로 작용할 가능성이 있다. 따라서 공적 주택금융 증가에 따른 영향은 우리나라 주택금융정책은 물론이고, 통화정책을 결정하는 데에도 중요한 요소로 작용할 것으로 판단된다.

〈Figure 1〉 The Transmission Channel of Public Housing Finance on Household Debt and Real Economy·Financial Markets



한편 2022년 들어 본격화된 고인플레이션으로 인해 금리가 가파르게 상승하였고, 주택가격도 하락함에 따라 주택담보대출을 중심으로 가계부채 부실이 발생할 가능성이 높아진 상황이다. 이에 따라 공적 주택금융의 필요성이 평소보다 더욱 부각되고 있는 만큼 공적 주택금융이 우리나라 거시경제에 미치는 다양한 경로를 종합적으로 고려하여

정책 모기지 공급 규모 변동에 따른 가계부채 및 거시경제적 영향을 분석할 필요가 있다. 이에 본 고에서는 대규모 베이지안 VAR 모형(Large Bayesian VAR model, 이하 L-VAR)을 활용하여 동 효과를 계량적으로 추정해보고자 한다.

## 2. 기존 문헌 검토

공적 주택금융 관련 기존 국내 연구가 아직은 소수에 불과하고, 대부분의 연구가 공적 주택금융 확대가 금융안정에 미치는 영향에 초점을 맞추고 있다. 우선 김영일·오윤해(2019)는 2014년 8월 이후 수도권에서 적용된 주택금융규제 완화와 차주의 신용위험 간 관련성을 분석하고, 이러한 신용위험의 변화가 주로 어느 신용계층에서 더욱 강하게 나타났는지를 살펴보았다. 분석 결과, 규제 완화의 폭이 컸던 수도권에서 채무자들의 연체 발생 확률이 비수도권에 비해 더 낮았으며, 저소득·저신용 차주에게서 그 효과가 더욱 두드러진다는 결과를 제시하였다.

다음으로 신용상(2021)은 가계부채 부실화 리스크 요인으로 (i) 주택 등 자산가격 하락, (ii) 경기침체, (iii) 대출금리 인상을 지목하였다. 대출금리가 1% 상승하고 동시에 주택가격이 2.7% 하락하면 잠재적 위험 가구가 6.6만 가구 증가하고 이들의 총 금융부채는 127조 원 증가하는 것으로 추정되었다. 하지만 위와 같은 가계부채 부실이 금융기관 부실과 금융시스템 리스크로 전이될 가능성은 낮다고 평가하였다. 그럼에도 급격한 부동산 가격 하락으로 인한 신용위험이 커지는 상황에서 저금리 상품 전환 및 보증 확대로 손실위험에 노출된 주택금융공사, 주택도시보증공사 등 부동산 관련 공공 금융기관들의 대손충당금과 자본 확충 방안 필요성에 대한 고려가 필요하다고 주장하였다. 마지막으로 이석희·임재만(2019)은 실무적 측면에서 서민의 자가소유 촉진을 위한 공적 주택금융의 운용 개선방안을 제시하였다. 서민들의 주거 마련에 실질적으로 도움이 될 수 있는 제도는 보증자리론보다는 전세보증금반환보증과 모기지 신용보증 등이라고 지적하였다. 그럼에도 불구하고 현재 주택금융공사의 전세반환금 보증과 모기지 신용보증 금액은 전체 주택담보대출에 비해 대단히 적은 편이므로 이를 확대할 필요가 있다고 주장하였다.

공적 주택금융과 관련된 해외연구로는 Neil(2009)가 있다. 동 연구에서는 1992년 우리나라의 주택금융공사와 유사한 기능을 하는 기관인 GSE(government-sponsored enterprises)-페니메이(Fannie Mae)와 프레디맥(Freddie Mac)-가 저소득층의 신용 접근과 주택구입 기회를 개선한 정책을 추진한 결과, GSE의 신용공급이 증가하였음에도 불구하고 이들의 위험기피적 행동으로 인해 그 크기는 제한적인 것으로 나타났으며 GSE의 신용공급 증가가 서브프라임 모기지 대출을 구축하는 효과가 없었음을 주장하였다.

본 연구는 기존 연구와 달리 통화정책적 시사점을 도출하기 위해 다음과 같이 차별화된 연구를 진행한다. 첫째, 본 연구는 공적 주택금융이 은행 및 비은행 주택 관련 대출과 기타대출, 그리고 신규대출 중 고정금리가 차지하는 비중에 미치는 영향을 분석한다. 둘째, 본 연구는 공적 주택금융이 가계부채 뿐만 아니라 직·간접적 과금경로를 통해 여타 주요 거시변수에 미치는 영향을 분석한다. 일반적으로 주택가격은 부의 효과 등을 통해 소비에 영향을 미치고 이에 따라 국내총생산과 물가 등 거시경제 지표에도 영향을 미치게 된다. 또한 한국은행 금융안정보고서(2021.12월)의 ‘최근 주택금융의 확대 배경과 시사점’에 따르면 우리나라는 주택가격 상승시 주택금융이 크게 확대되는 특징이 있어 가계부채와 주택가격, 거시경제 지표 간 상호 동태적 관계가 발생하게 된다. 조병수 외(2021)는 이와 같은 점을 고려하여 주택가격, 가계부채, 실물변수 등이 포함된 VAR모형을 추정하였다. 추정 결과 주택가격이 실물경기 및 인플레이션에 미치는 영향은 주택가격 하락기에 유의하게 나타났으며, 주택가격 하락에 따른 실물경기 및 인플레이션 반응은 가계부채 수준이 높을수록 더욱 커지는 것으로 분석되었다. 따라서 본 연구에서도 주택가격, 가계부채 및 실물경기과 물가 관련 지표 등을 내생변수로 포함하여 VAR모형을 추정하고자 한다. 마지막으로 실물경기, 물가상승률, 미국금리, 환율 등 다양한 거시적 시나리오 상황에 따라 공적 주택금융의 효과가 어떠한 방식으로 달라지는 지를 분석하고 그 결과를 제시한다. 본 연구는 위와 같은 정량적 분석 결과를 토대로 통화정책적 시사점을 도출함으로써 선제적 금리 통화정책 의사결정에 유용한 연구성고가 될 것으로 기대한다.

### 3. 논문의 구성

본 논문은 총 4개의 장으로 구성된다. 우선 제Ⅱ장에서는 공적 주택금융 확대가 은행·비은행 주택 관련 대출, 기타대출 및 고정금리 신규대출 비중에 미치는 영향을 추정하기 위한 L-VAR 모형의 설정과 추정 방법을 설명한다. 제Ⅲ장은 모형 추정에 사용할 통계자료를 소개하고, 여러 시의성 있는 시나리오 상황을 제안한다. 그런 다음, 기본전망 결과와 비교하여 시나리오 상황별 공적 주택금융 확대 효과에 대한 추정결과를 설명한다. 마지막 장은 논문의 주요 결과를 요약하고 통화정책적 시사점을 제시한다.

## Ⅱ. 계량분석

본 연구에서는 대규모 베이지안 VAR 모형을 통해 공적 주택금융이 가계부채에 미치는 영향을 계량적으로 추정해보고자 한다. 여기서 ‘대규모’라는 표현은 20여개 이상의 거시변수를 이용하여 VAR 분석을 실시하겠다는 의미인데, 이처럼 많은 변수를

분석대상으로 하는 이유는 대부분의 거시변수들이 상호 간에 시차를 두고 상관관계를 지니고 있기 때문이다. 서론에서 설명하였듯이 공적 주택금융이 가계부채에 영향을 미치는 경로는 최소 네 가지 정도를 고려할 수 있으며 이 과정에서 자연스럽게 수많은 거시변수들이 개입될 수 있다. 따라서 통상 3~6개 변수로 구성되는 소규모 VAR(이하 S-VAR) 모형 대신 20여 개 이상의 변수들을 모두 고려하는 L-VAR을 활용함으로써 변수누락(missing variables)으로 인한 내생성 문제를 극복하고 충격반응함수 등에 대한 추정의 정확도 및 예측력을 제고할 수 있다.

다만 이처럼 VAR 모형에서 수많은 거시변수를 설명변수로 모두 삽입하면 파라미터의 수가 급격하게 증가하게 되고<sup>2)</sup>, 통계적으로 유의하지 않은 변수들이 다수 포함됨에 따라 차원의 저주(curse of dimensionality)와 과도적합(overfitting) 문제가 발생한다. 이는 추정의 불확실성을 증대시키고 예측의 정확도를 저하시키는 요인으로 작용한다. 이에 본 연구에서는 이러한 문제를 완화하기 위하여 최근 성능이 크게 향상되어 유럽중앙은행과 미 연준에서 활발히 사용되고 있는 미네소타 사전분포(Minnesota prior)라는 차원축소 기법(shrinkage method)을 모형에 적용하였다. 이하부터는 미네소타 사전분포가 적용된 L-VAR 모형을 소개하고 동 모형의 추정방법을 설명하고자 한다. 본 연구는 분석대상 변수의 선택과 시나리오 상황 설정을 제외한 L-VAR 모형설정과 베이지안 추정방법은 Giannone et al.(2015)와 강규호 외(2022)의 연구를 차용하였음을 밝힌다. 아래 모형설정과 추정방법은 본 연구가 사용하는 계량분석 기법에 대한 독자의 이해를 돕기 위해 작성된 것이며, 독창적인 내용을 포함하지 않는다.

1. 모형 설정

(1) VAR 모형

우선 다음과 같이 시차가  $p$ 이고 내생변수의 수가  $m$ 개인 VAR 모형을 고려한다.

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + ..... + \beta_p y_{t-p} + e_t \tag{1}$$

단,  $y_t = (y_{1t}, y_{2t}, ..... , y_{mt})' : m \times 1$  ,  $e_t | \Omega \sim Normal(0_{m \times 1}, \Omega_{m \times m})$

위 식 (1)은 행렬 형태(matrix form)로 표현된 VAR 식으로  $y_t$ 는  $m$  개의 거시변수로 구성된 내생변수 집합을 의미하고 시차는  $p$ 까지 있다고 가정한다. 그리고 파라미터  $\beta_l$ (단,  $l=1, 2, ..., p$ )은  $m \times m$  자기회귀 계수행렬을 나타내며 오차항  $e_t = (e_{1t}, e_{2t},$

2) 예를 들어 종속변수의 수가 20개이고 시차가 4인 VAR 모형을 가정하면 추정되어야 할 계수의 수는 1,600여 개 이상으로 시계열 데이터의 수를 초과할 가능성이 매우 높다.

$\dots, e_{mt})'$ 는 평균이 0벡터( $m \times 1$ )이고 분산-공분산 행렬(variance-covariance matrix)이  $\Omega(m \times m)$ 인 정규분포를 따른다.

이와 같은 VAR 모형은 각 내생변수 식의 오차항이 상호독립이 아니라는 점(즉,  $\Omega$ 의 비대각원소가 0이 아닐 수 있음)에서 기본적으로 SUR(Seemingly Unrelated Regression) 모형과 유사한 형태를 지닌다. 따라서 VAR 모형을 베이지안 방식으로 추정 시 SUR 모형과 동일한 방식이 적용될 수 있으며 이를 위해서는 우선 축약형 VAR 식을 식 (2)와 같은 SUR 모형 형태로 변형할 필요가 있다.

$$y_t = x_t' \Phi + e_t, \quad e_t | \Omega \sim \text{Normal}(0_{m \times 1}, \Omega_{m \times m}) \quad \text{for } t=1, 2, \dots, T \quad (2)$$

이해를 돕기 위해서 만약 내생변수의 갯수와 시차를 모두 2 (즉,  $m=p=2$ )로 가정하고  $\beta_l$  행렬의  $ij$ 번째 원소를  $\beta_{ij}^{(l)}$ 이라고 한다면 식 (2)는 아래와 같이 전개될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{1t-1} & y_{2t-1} & y_{1t-2} & y_{2t-2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & y_{1t-1} & y_{2t-1} & y_{1t-2} & y_{2t-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{11}^{(1)} \\ \beta_{12}^{(1)} \\ \beta_{11}^{(2)} \\ \beta_{12}^{(2)} \\ \beta_{21}^{(1)} \\ \beta_{22}^{(1)} \\ \beta_{21}^{(2)} \\ \beta_{22}^{(2)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix}$$

그리고 이를 보다 일반화된 형태로 간략히 표현하고자 할 경우 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$x_t' = I_m \otimes (y_{t-1}' \ y_{t-2}' \ \dots \ y_{t-p}') : m \times m^2 p$$

$$\Phi = (\beta_{11}^1, \dots, \beta_{1m}^p, \beta_{21}^1, \dots, \beta_{2m}^p, \dots, \beta_{m1}^1, \dots, \beta_{mm}^p)' = \text{vec} \begin{pmatrix} \beta_1' \\ \beta_2' \\ \vdots \\ \beta_l' \\ \vdots \\ \beta_p' \end{pmatrix} : m^2 p \times 1$$

## (2) Minnesota prior를 이용한 Shrinkage 도입

앞서 설명하였듯이 L-VAR 모형에서 차원의 저주로 인한 과도적합(overfitting)

문제를 완화하기 위해 미네소타 사전분포(Minnesota prior)를 이용한 차원축소 기법(shrinkage method)이 이용될 수 있다. 동 방식은 Litterman(1980, 1986)에 의해 처음 제안된 것으로 기본적인 아이디어는 i) 자기시차 설명변수의 영향력이 여타 내생변수의 시차 설명변수나 외생변수의 영향력 보다 크며, ii) 시차가 가까울수록 종속변수에 미치는 영향력이 크다는 것이다. 이러한 사전적인 믿음을 모형 추정시 반영하기 위해 영향력이 더욱 클 것으로 판단되는 설명변수(즉, 자기시차 설명변수 및 시차가 가까운 설명변수)에는 더욱 큰 가중치를 주고, 여타 변수에는 가중치를 작게 준다. 여기서 가중치를 작게 준다는 것은 해당 변수에 대응하는 계수 추정치를 0에 가깝게 두겠다는 것을 의미한다.

이러한 미네소타 사전분포의 원리를 반영하기 위해 우선 회귀계수는  $\phi \sim N(\beta_0, B_0)$ 를 따르는 것으로 설정한다. 그리고  $\phi$ 를 구성하고 있는  $\beta_l$  행렬의  $ij$ 번째 원소인  $\beta_{ij}^{(l)}$ 의 사전분포는 주어진 파라미터  $\lambda_1, \lambda_2$ 에 대하여  $\beta_{ij}^{(l)} | \lambda_1, \lambda_2 \sim Normal(b_{ij}^{(l)}, v_{ij}^{(l)})$ 과 같은 정규분포를 따른다고 가정한다. 여기서 시차가 1이고 종속변수와 독립변수가 동일한 계수(즉,  $l=1$  및  $i=j$ )에 대해서는 사전평균  $b_{ij}^{(l)}$ 을 0.5로, 그 외의 계수들에 대해서는 모두 0으로 설정한다. 그리고 사전분산  $v_{ij}^{(l)}$ 의 경우 공분산이 모두 0인 대각행렬(즉, 회귀계수들이 모두 상호독립)로 가정하며, 식 (3)과 같이 시차( $l$ )가 멀어질수록 해당 계수의 영향력이 0에 가까워지도록 분산이 작아지는 것으로 설정한다. 또한 자기회귀 계수가 아닌 경우( $i \neq j$ ) 1보다 작은 값인  $\lambda_2$ 를 곱하여 자기회귀 계수( $i=j$ )에 비해 분산이 더욱 작아지도록 설정한다. 이를 통해 시차가 멀고 자기회귀 계수가 아닌 경우 추정치가 0에 가깝게 나올 가능성이 높아지게 된다.

$$v_{ij}^{(l)} = \begin{cases} \frac{\lambda_1}{l^2} & \text{if } i=j \\ \frac{\lambda_1}{l^2} \lambda_2 \left( \frac{\sigma_i}{\sigma_j} \right) & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (3)$$

이를 볼 때 미네소타 사전분포를 이용한 차원축소(shrinkage) 기법의 핵심은 파라미터  $\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 에 달려있다고 볼 수 있는데, 우선  $\lambda_1$ 은 VAR 계수들의 전반적인 응집성(overall tightness)을 나타내는 파라미터로서 대개 1보다 작게 설정되며  $i=j$ 인 경우( $v_{ij}^{(l)}$ 의 대각원소)와  $i \neq j$ 인 경우( $v_{ij}^{(l)}$ 의 비대각원소) 모두에 공통적으로 포함되어 있다는 점에서 ‘global shrinkage parameter’라고 한다. 그리고  $\lambda_2 (< 1)$ 는  $i \neq j$ 인 경우 분산이  $i=j$ 인 경우보다 작아지도록 하기 위해 도입된 파라미터로서 ‘local shrinkage parameter’라고 부른다.  $\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 는 파라미터가 아닌 하이퍼-파라미터로서 연구자에 의해 임의로 정해진



값이 주어지도록 할 수도 있지만 본 연구에서는 임의성을 최대한 배제하기 위하여  $\lambda_1 \sim IG(\alpha_0, \delta_0)$ ,  $\lambda_2 \sim IG(\tau_0, \kappa_0)$ 로 역감마분포(inverse-gamma, IG) 분포를 따르는 것으로 가정하였다.<sup>3)</sup>

한편  $\sigma_i$ ,  $\sigma_j$ 는 각 변수의 스케일 조정을 위한 scale factor로서 VAR 모형을 OLS로 추정하여 도출된 각 내생변수 식의 오차항의 표준오차를 나타낸다.  $i=j$ 인 경우  $\sigma_i = \sigma_j$ 이므로 1이 들어가게 되고  $i \neq j$ 인 경우에는 종속변수 오차항의 표준오차( $\sigma_i$ )이 설명변수 오차항의 표준오차( $\sigma_j$ )보다 클수록 사전분산에 큰 값이 곱해진다. 이를 통해 변수들의 스케일에 영향을 받지 않고 보다 정확하게 회귀계수를 추정할 수 있다. 이처럼 과거 연구를 통해 사전에 알려져 있는 정보를 모형(사전분포)에 도입함으로써 추정과정에 데이터를 더욱 효율적으로 이용할 수 있으며 보다 정확한 추정 및 예측을 수행할 수 있다. 이제 이를 종합하여 보면  $\beta_l$ 과  $\Phi$ 의 사전분포는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\beta_l | \lambda_1, \lambda_2 \sim Normal \left( \beta_{l,o} = \begin{bmatrix} b_{11}^{(l)} & \cdots & b_{1m}^{(l)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m1}^{(l)} & \cdots & b_{mm}^{(l)} \end{bmatrix}, V_l = \begin{bmatrix} v_{11}^{(l)} & \cdots & v_{1m}^{(l)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m1}^{(l)} & \cdots & v_{mm}^{(l)} \end{bmatrix} \right) \quad (4)$$

$$\Phi | \lambda_1, \lambda_2 \sim Normal \left( \beta_o = vec \begin{bmatrix} \beta'_{1,0} \\ \vdots \\ \beta'_{p,0} \end{bmatrix}, B_0 = diag \left( vec \begin{bmatrix} V_1' \\ \vdots \\ V_p' \end{bmatrix} \right) \right) \quad (5)$$

단,  $\beta_0: m^2 p \times 1$ ,  $B_0: m^2 p \times m^2 p$

끝으로 오차항의 분산-공분산 행렬은  $\Omega \sim IW(v_0, R_0)$ 로 역위샷(Inverse-Wishart) 분포를 따르는 것으로 가정한다. 여기서  $v_0$ 는 자유도,  $R_0 (= \Omega_0(v_0 - m - 1))$ 는 스케일 행렬을 의미하며  $\Omega$ 의 사전평균은 각 내생변수에 대한 AR(P) 모형을 OLS로 추정하여 도출된 오차항의 분산으로 구성된 대각행렬로 설정하였다.

## 2. 추정방법

동 모형의 파라미터  $\Phi$ ,  $\Omega$ ,  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$ 의 사전분포를 모두 조건부 켈레분포(conditional conjugate prior)로 설정했기 때문에 각 파라미터들의 완전조건부 분포(full conditional distribution)를 해석적으로(analytically) 도출 가능하다. 이를 이용하여 깁스 샘플링

3) 기존의 Minnesota prior는 여러 변형된 형태가 존재하지만  $\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 가 하이퍼-파라미터로 고정된다는 한계가 존재하였다. 이에 Giannone et al.(2015)은  $\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 의 사전분포를 추가로 도입함으로써 모형의 설명력이 향상될 수 있음을 보였다.

(Gibbs sampling)으로 (주변)사후분포를 수치적으로 추정<sup>4)</sup>할 수 있다. 모든 파라미터들을 깁스 샘플링으로 추정가능하므로, 주변우도를 BIC와 같은 근사치 대신 Chib(1995)의 주변우도 수치적 계산 알고리즘으로 보다 정확하게 추정할 수 있다. 이를 통해 최적 시차를 선택한다. 만약 이 방법 대신 BIC를 사용할 경우, 시차에 대한 패널티 항이 과도하게 반영되어 거의 무조건적으로 시차 1이 선택된다. 파라미터 추정, 사후예측분포 샘플링 및 주변우도의 자세한 추정과정은 <부록>을 참고하길 바란다.

### Ⅲ. 추정결과

#### 1. 통계자료

추정시 표본기간은 고정금리 비중 자료가 2013년 2월부터 존재함에 따라 2013년 1/4분기에서 2022년 2/4분기로 하였으며 GDP의 경우 월 단위로는 통계가 제공되지 않으므로 분기자료를 기준으로 분석을 수행하였다. 그리고 실업률, 금리, 고정금리 비중을 제외한 모든 자료는 추세제거 등을 위해 전년동기대비로 변환하였다. 한편 본 연구의 베이지안 VAR 추정시 특정 행렬에 대한 eigenvalue test를 통해 안정적인(stationary) 변수만 샘플링 될 수 있도록 하는 과정이 포함되어 있어 변수들에 대한 단위근 검정이 불필요하기 때문에 따로 수행하지 않았다.<sup>5)</sup>

본 연구에서는 공적 주택금융이 가계부채에 영향을 미칠 수 있는 경로와 통화정책적 시사점을 고려하여 L-VAR에서 이용될 18개 내생변수의 목록을 다음 <Table 1>과 같이 정하였다. 변수들을 카테고리별로 살펴보면 먼저 가계부채의 경우 공적 주택금융인 주택금융공사 대출, 금융권의 주택 관련 대출(주택담보대출 및 전세대출), 그리고 기타대출(신용대출 등)을 포함하여 5가지 지표를 내생변수로 포함하였으며 주택 관련 대출의 경우 은행과 비은행으로 구분하였다. 이는 서론에서 언급하였듯이 우리나라는 취약차주·고DSR차주의 비은행금융기관 대출 비중이 높아 공적 주택금융 변동에 따른 비은행 대출의 변동을 따로 살펴보는 것이 금융안정에 있어서 중요한 의미를 가질 수 있기 때문이다.<sup>6)</sup>

4)  $\beta \sim N(\beta_0, B_0)$ 와 같이  $\beta$ 의 사전분포 분산이 오차항의 분산-공분산 행렬( $\Omega$ )에 비례하는 형태가 아닌 경우 사전분포를 보다 용이하게 설정할 수 있다는 장점이 있으나,  $\beta$ 와  $\Omega$ 의 결합사후분포 및 각각의 주변사후분포를 해석적으로(analytically) 도출할 수 없게 된다. 대신 이런 경우  $\beta$ 와  $\Omega$  각각의 완전 조건부 사후분포를 도출하고 깁스샘플링을 통해 수치적으로( numerically)  $\beta$ 와  $\Omega$ 의 (주변)사후분포를 도출해 낼 수 있다.

5) 본 연구에서와 같이 shrinkage가 적용된 대규모 베이지안 VAR모형을 이용해 추정한 Richard et al.(2021)에서도 별도의 단위근 검정 및 차분 과정 없이 금리변수들의 경우 수준(level)으로, 여타 변수들의 경우 대부분 로그를 취하여 추정하였다.

6) 주택금융공사의 대출은 모두 주택관련 대출로서 금융권의 주택관련 대출을 중심으로 영향을 미칠 가능성이 높아 기타대출은 은행과 비은행으로 구분하지 않았다.

〈Table 1〉 List of Variables

This table shows the list of macro time series data to be used for this large-scale VAR analysis, data transformation, frequency, and sources. The sample period is from the first quarter of 2013 to the second quarter of 2022.

Category	Variables	Criteria	Tranf.	Source
Business cycle	GDP(GDP)	real	YoY growth	BOK
	Facilities investment(FINV)			
	Construction(CINV)			
	Unemployment rate(UNEMP)	-	4-quarter MA	Statistics Korea
Prices	Inflation rate(INF)	CPI total item	YoY growth	
Interest rates	Policy rate(Call)	Uncollaterized, all transactions	Level	BOK
	Yields on Treasury Bonds 3-years(TB3)	-		
Asset Prices	House Price Index(APS)	Apartment, Seoul	YoY growth	Kookmin Bank
	KOSPI Index(KOSPI)	-	YoY growth	KRX
	Housing Affordability Index(HAI)	Apartment, Seoul	log cycle	KHFC <sup>1)</sup>
External factors	Oil price(OIL)	Dubai, spot	YoY growth	IMF
	KRW/USD exchange rate(EX)	Basic rate, Avg	YoY growth	BOK
Liquidity	Monetary aggregates(M2)	M2, Avg	YoY growth	BOK
Household debt	KHFC <sup>1)</sup> loan(HFC)	-	YoY growth	BOK
	Bank mortgage loan(MLB)	Excluding the part transferred to the KHFC		
	Non-bank mortgage loan(MLBN)			
	others loan(OL)	-		
	share of fixed rate loan(FIXR)	Bank mortgage loan based on newly ex- tended	Level	

Notes: 1) Korea Housing Finance Corporation.

2) Characters in parentheses are abbreviations.

다음으로는 한국은행의 통화정책에 따라 금리가 변동하게 되고, 이는 가계부채의 총량과 가격, 그리고 자산가격에 영향을 줄 수 있으므로 통화정책 충격에 따른 효과를 분석하기 위하여 금리와 자산가격을 포함하였다. 금리의 경우 한국은행 기준금리와 거의 비슷한 움직임을 보여 통화정책 기조를 반영할 수 있는 콜금리와 함께 국고채 3년 만기수익률을 포함하였다. 자산가격은 전국의 종합주택 기준 가격과 우리나라

가계부채 변동에 있어서 가장 핵심적인 역할을 하는 것으로 판단되는 서울의 아파트 매매가격을 별도로 포함하였다. 그리고 주식시장 상황이 주택에 대한 (투자)수요에 영향을 미칠 수 있다는 점을 고려하여 코스피 지수를 포함하였다. 또한 앞서 설명하였듯이 주택가격 변동은 부의 효과 등에 의해 소비에 영향을 줄 수 있고 이는 실물경기와 물가에 영향을 미치게 되는 한편, 가계부채와도 밀접한 관련이 있다는 점<sup>7)</sup>을 고려하여 경기순환, 물가, 고용, 대외요인, 유동성 등 주요 거시지표들도 내생변수로 포함하였다. 끝으로 GDP, 설비투자, 건설투자자 같은 실물변수는 현재 공표되고 있는 실질변수를 활용하였고 나머지 모든 변수들은 물가상승률이 내생변수로 포함되어 있다는 점과 해석상 편의를 고려하여 명목변수로 사용하였다.

그리고 <Figure 2>는 각 거시자료의 시계열을 나타낸 것이다. 여기서 검은색 점선은 실제 데이터이고 붉은색 실선은 장기평균을 나타내는데, 일부 자료의 경우 구조변화 이전과 이후로 구분하여 장기평균을 표시하였다.<sup>8)</sup>

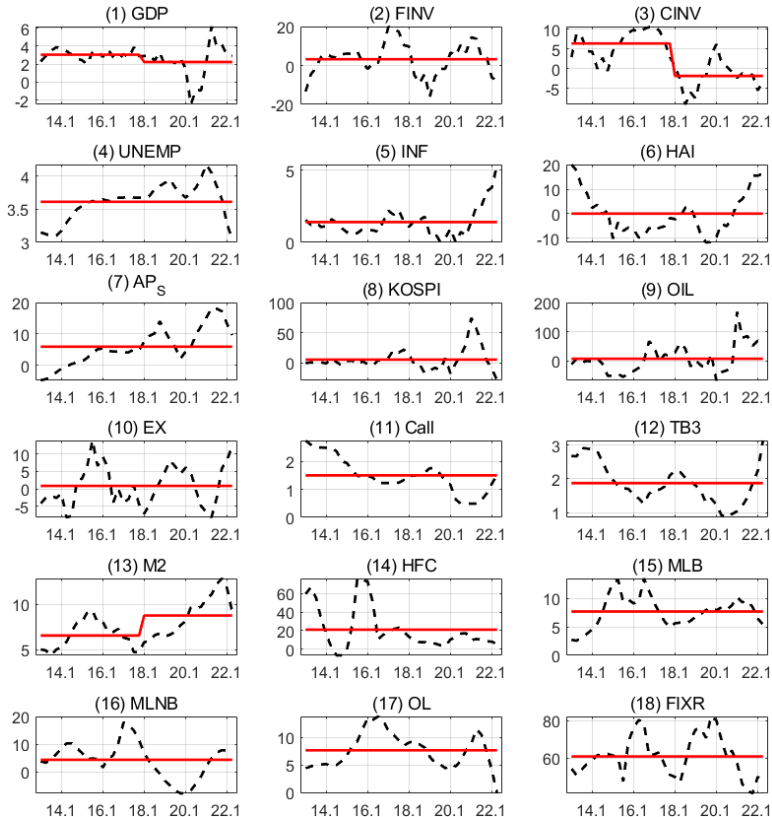
이제 <Figure 2> 2013년 이후 거시 시계열 자료를 살펴보면 우선 서울의 아파트 매매가격은 2015년 이후로 높은 상승세를 이어가다가 최근 들어 상승률 둔화 조짐을 보이기 시작하고 있다. 이처럼 그간 서울 아파트를 중심으로 주택가격이 높은 상승세를 보인 데 기인하여 가계부채도 은행권의 주택담보대출을 중심으로 가파른 상승세를 이어오다가 최근 들어 주택가격 상승세 둔화와 함께 가계부채 증가율도 둔화하고 있는 모습이다. 이런 가운데 물가상승률이 지난해 이후로 급격하게 높아짐에 따라 각국 중앙은행들은 정책금리를 빠르게 인상하고 있고 이로 인해 시장금리가 크게 상승하고 코로나 이후 회복국면에 진입했던 경제성장률이 또 다시 부진한 상황이다. 이에 본 고에서는 먼저 충격이 발생하지 않았을 경우 각 변수들의 기본전망을 예측한 후, 최근의 경제상황을 감안하여 공적 주택금융 충격 발생시 가계대출 및 고정금리 비중 등에 미치는 영향을 세 가지 시나리오 상황을 설정하여 분석하고자 한다. 세 가지 시나리오는 기본, 저성장·고물가, 저성장·고물가·금리인상으로 구성하였으며 다음 절에서 이에 대하여 자세히 설명하도록 한다.

7) Morris and Nieuwerburgh(2014)는 거시경제, 금융 및 주택시장 간 관계를 분석한 논문들을 리뷰한 자료를 발간하였다.

8) 본 연구에서 구조변화는 차우검정(Chow test)을 거쳐 반영하였다. 구조변화를 반영함으로써 편의를 제거하는 것 외에도 두 가지 통계적 이점이 있다. 첫째는 구조변화를 고려하면 주변우도(marginal likelihood)를 크게 향상할 수 있다는 점이다. 두 번째는 구조변화를 고려하지 않았을 때에 비해서 shrinkage를 강하게 주지 않아도 된다는 이점이 있다. 구조변화를 고려하지 않으면 변수의 자기상관이 지나치게 커서 강한 shrinkage를 줘야 안정성을 확보할 수 있다. 반대로 구조변화를 고려하면 변수의 평균회귀성향이 강해지기 때문에 강한 사전분포가 필요하지 않다.

〈Figure 2〉 Macro Time Series Data

This figure represents the time series of macro data to be used for this large-scale VAR analysis. The frequency is quarterly and the sample period is from the first quarter of 2013 to the second quarter of 2022.



## 2. 시나리오 상황 설정

이 연구에서 고려하는 세 가지 시나리오 상황은 다음과 같다.

- ① 기본 시나리오: 여타 변수들이 향후 과거와 동일한 확률분포에서 생성된 충격을 받으며 동태적으로 변동한다고 했을 때, 1분기 이후 공적 주택금융(주금공 대출)만 사전에 설정된 특정 크기만큼 외생적으로 확대된 경우
- ② 저성장·고물가 시나리오: 다음 분기 공적 주택금융 충격 발생시 저성장·고물가 충격이 동반하는 경우
- ③ 저성장·고물가·금리인상 시나리오: 저성장·고물가 시나리오 상황에 기준 금리 인상 충격이 추가된 경우

이렇게 세 가지 시나리오를 구성하여 분석하는 이유는 공적 주택금융이 가계부채에 영향을 미치게 되는 파급경로를 고려하면 여러 가지 실물, 금융지표들에 따라 그 효과가 크게 달라질 가능성이 있기 때문이다. 이에 기본 시나리오 상황은 거시경제 여건이 과거와 크게 달라지지 않는 경우 공적 주택금융 충격이 가계부채에 미치는 외생적인 효과를 식별하기 위하여 상정하였다. 그리고 두 번째 시나리오는 최근 물가상승률이 높아지고 경기가 부진함에 따라 스태그플레이션에 가까운 상황이 발생하게 될 경우 공적 주택금융의 영향을 살펴보기 위한 것이며, 마지막으로 저성장·고물가·금리인상 시나리오는 현재 시점에서 충분히 발생가능한 가상적 거시경제 상황에서 기준금리 인상의 효과를 식별하기 위해 도입하였다. 그리고 각 시나리오 상황에 대한 평가는 현재 시점에서의 통상적인 사후예측분포 결과인 기본전망과 비교하여 상대적으로 평가된다.

시나리오 상황에 따른 각 변수별 충격의 구체적인 크기는 <Table 2>에 나타내었다. 시나리오 상황별 충격 설정은 두 단계로 이루어진다. 우선 각 변수를 AR(4)로 OLS로 추정<sup>9)</sup>하여 오차항의 표준편차 추정치를 계산한다. 그런 다음, 시나리오 상황별로 충격의 크기를 현재 경제상황과 연구목적에 맞게 1표준편차 또는 2표준편차 크기로 충격의 크기를 정하게 된다. 이 중에서 공적 주택금융 충격은 <Table 2>에서 보는 바와 같이 주택금융공사 대출 증가율 예측오차의 1표준편차로 설정하였다. GDP 성장률 충격도 1표준편차로 하였으며, 최근 가파른 물가상승률 상승세를 감안하여 물가상승률의 시나리오 충격은 2표준편차로 설정하였다. 또한 최근 크게 위축된 주택수요를 반영하여 2표준편차 크기의 주택구입부담지수 충격을 추가하였다.

마지막으로 기준금리 인상 충격은 분기당 25bp로 설정하였다. 여기서 설정된 25bp 기준금리 인상은 경기와 물가에 대응한 한국은행 금융통화위원회의 시스템적 반응을 제외한 예상치 못한 기준금리 인상으로 해석해야 한다. 즉, 기준금리 25bp 인상 충격은 경기와 물가에 대한 한국은행의 통상적인 대응이 아니라, 정책목표를 평상시보다 조속히 또는 확실히 달성하겠다는 중앙은행의 정책적 판단을 반영한 것으로 봐야 한다. 한편 모든 시나리오 충격은 각 변수별 축약형 충격이므로 통화정책 충격이나 총공급 충격 등과 같은 구조 충격으로 해석될 수 없다는 점에도 유의할 필요가 있다.

아울러 <Table 2>에서 제시된 본 연구자가 상정한 시나리오별 구체적인 충격의 수치는 연구수행 시점의 한국경제 상황을 대변하고 시의성 있는 정책적 시사점을 도출하고자 임의로 설정한 것이다. 본 연구의 분석방법론은 연구목적에 맞춰 연구자가

9) 변수누락으로 인한 내생성 문제를 최소화하기 위하여 각 변수별로 최적 시차를 추정하기보다는 Giannone et al.(2015)에서 각 변수의 오차항의 표준편차 추정치 AR(4)로 추정한 점 등을 참고하여 모든 변수들의 최대 시차를 1년으로 설정하여 추정하였다.

원하는 형태의 다양한 시나리오를 자유롭게 설정하여 분석할 수 있다는 장점이 있다. 따라서 향후 경제상황이 크게 변하여 거시경제의 하방 리스크 요인이 달라지면 새로운 연구목적에 부합하는 새로운 시나리오 충격을 설정하여 분석해야 할 것이다.

〈Table 2〉 Scenarios for Shocks

This table shows the baseline scenario, low GDP growth rate and high inflation scenario, and low GDP growth, high inflation, and interest rate hike scenario to be used for scenario analysis. The standard deviation is the standard deviation estimate of the error term when each variable is estimated by AR(4).

Variables	standard deviation	Scenario shocks		
		Baseline	low GDP growth rate · high inflation	low GDP growth rate · high inflation · interest rate hike
GDP	1.15	0.00	-1.15	-1.15
Facilities investment	4.70	0.00	0.00	0.00
Construction	2.74	0.00	0.00	0.00
Unemployment rate	0.08	0.00	0.00	0.00
Inflation rate	0.60	0.00	1.20	1.20
Korea-Housing Affordability Corporation	3.67	0.00	7.34	7.34
House Price Index(Seoul)	1.66	0.00	0.00	0.00
KOSPI Index	12.07	0.00	0.00	0.00
Oil price	43.35	0.00	0.00	0.00
KRW/USD exchange rate	3.54	0.00	7.08	7.08
Policy rate	0.13	0.00	0.00	0.25
Yields on Treasury Bonds(3-years)	0.19	0.00	0.00	0.00
M2	0.76	0.00	0.00	0.00
KHFC loan	10.49	10.49	10.49	10.49
Bank mortgage loan	1.38	0.00	0.00	0.00
Non-bank mortgage loan	1.91	0.00	0.00	0.00
others loan	1.13	0.00	0.00	0.00
share of fixed rate loan	7.42	0.00	0.00	0.00

앞서 언급한 바와 같이 공적 주택금융의 동태적 효과는 기본전망과 비교함으로써 효과의 방향과 크기를 상대적으로 비교하게 된다. 다만 이러한 시나리오 분석은 과거 통계자료를 기반으로 산출되었기 때문에 과거의 패턴을 반영한다는 점에 유의할 필요가

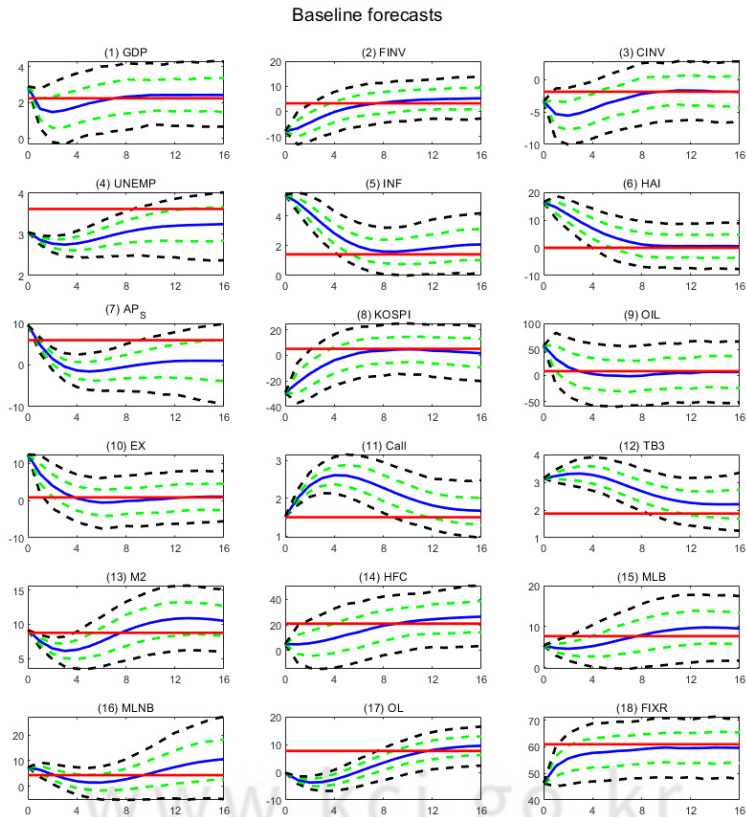
있다. 따라서 시나리오 분석 결과로부터 산출된 사후예측분포의 평균(시나리오 예측치)뿐만 아니라 구간 예측치를 정량적으로 검토하여 공적 주택금융 효과의 불확실성도 함께 파악해야 한다.

3. 시나리오 분석결과

각 시나리오별 공적 주택금융 충격의 영향을 비교하기 위해서는 공적 주택금융 충격이 없는 경우의 기본전망을 먼저 확인해 볼 필요가 있다. 우선 <Figure 3> 미네소타 사전분포를 적용한 기본전망을 살펴보면 GDP 성장률의 경우 향후 1년여 동안은 성장률이 둔화하여 1%대 수준까지 하락하다가 향후 2년 이후 2% 수준으로 회복되는

<Figure 3> Baseline Forecasts (Minnesota prior)

This is the result of forecasting the dynamics of 18 macro variables over the next 16 quarters using data until the second quarter of 2022. The blue line represents the posterior predictive mean, the black dotted line represents the 90% credibility interval, the green dotted line represents the 60% credibility interval, and the red line represents the long-term average line (sample average).



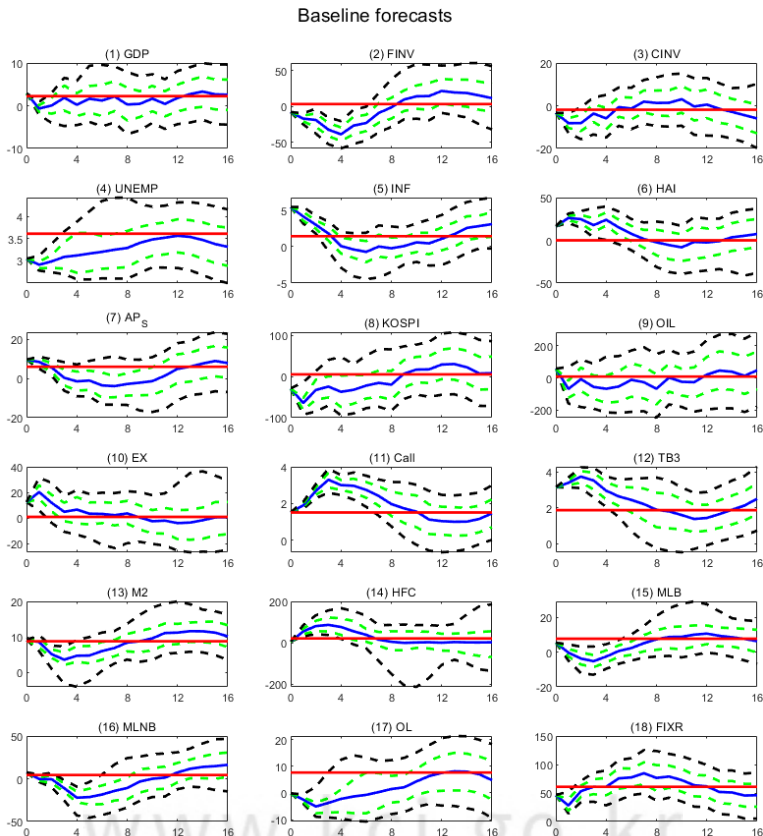


것으로 전망되었다. 그리고 물가상승률은 향후 추가적인 구조변화가 없을 것이라는 전제 하에 향후 1년에 걸쳐 점진적으로 물가상승률이 3% 내외에서 안정화될 것으로 예상된다. 다음으로 서울아파트 매매가격은 상승률이 점차 둔화하여 향후 1~2년 동안은 하락세를 보이다가 이후 상승률이 소폭 회복되어 약보합 수준으로 안정되는 것으로 예측되었다. 이에 따라 가계부채 증가율도 향후 1년여 동안 현재 수준을 유지하거나 오히려 감소할 것으로 전망되었다.

이를 좀 더 세부적으로 살펴보면 우선 은행 주택담보대출의 경우 향후 2년여 기간 동안 증가율이 장기평균을 하회하다가 이후 회복되는 것으로 나타났으며, 비은행 주택담보대출은 향후 2년여 동안 장기평균을 하회하는 가운데 낮은 증가율을 보이는

〈Figure 4〉 Baseline Forecasts (Non-informative prior)

This is the result of forecasting the dynamics of 18 macro variables over the next 16 quarters using data until the second quarter of 2022. The blue line represents the posterior predictive mean, the black dotted line represents the 90% credibility interval, the green dotted line represents the 60% credibility interval, and the red line represents the long-term average line (sample average).



것으로 예측되었다. 그리고 기타대출의 경우 증가율이 상당기간 장기평균을 하회하는 것은 물론이고 향후 1년반 정도의 기간 동안은 마이너스를 기록, 즉 기타대출이 감소하는 것으로 전망되었다. 마지막으로 고정금리 비중을 살펴보면 점차 증가하는 것으로 나타났다. 이는 기준금리 상승 기대와 한국은행이 금리상승기에 높은 변동금리 구조를 개선하고자 주금공에 1,200억 원을 출자하여 주금공의 안심전환대출의 원활한 공급을 지원한 점도 일부 작용한 걸로 보인다.

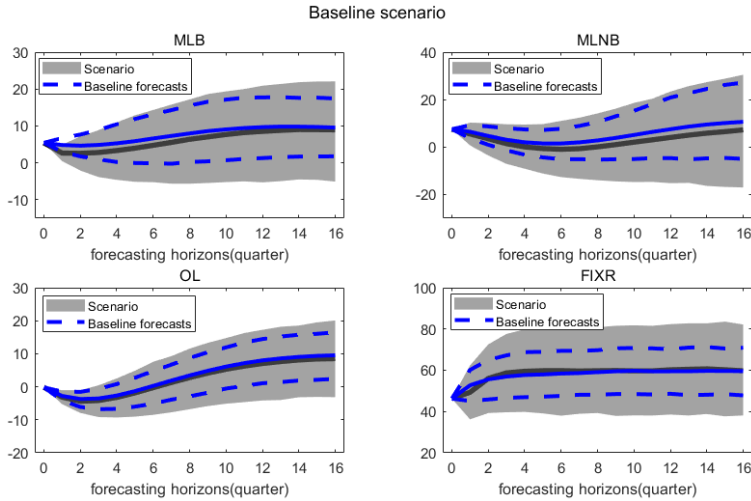
다음으로 <Figure 4>는 미네소타 사전분포 대신 무정보 사전분포(non-informative prior)를 부여하여 추정한 결과로서 기존 OLS를 적용하면 얻게 되는 결과와 동일하다. 우선 GDP 성장률을 보면 구간 예측치가 [-5%, 10%]로 추정되고, 여타 변수들의 구간 예측치의 폭도 합리적으로 받아들이기 불가능할 정도로 지나치게 크게 추정되었다. 이를 통해 대규모 VAR 모형 추정시 미네소타 사전분포와 같은 축소기법을 도입하지 않으면 과도적합 문제가 대단히 심각해진다는 것을 알 수 있다.

이제부터는 앞서 설정한 세 가지 시나리오별 추정 결과를 살펴보고자 한다. 먼저 <Figure 5> 기본 시나리오의 경우 공적 주택금융을 제외한 여타 변수들은 향후 과거와 동일한 확률분포에서 생성된 충격을 받으며 동태적으로 변동하는 가운데, 공적 주택금융(주금공 대출)은 2022년 2분기 시점에서 다음 분기에 전년동기대비 10.49% 만큼 예상치 못하게 증가했을 때의 분석 결과이다. 기본전망과 비교하여 볼 때 주금공 대출 증가시 은행과 비은행의 주택 관련 대출이 매우 소폭 감소하기는 하지만 전반적으로 가계대출에 미치는 영향이 크지 않은 것으로 분석되었다. 은행과 비은행의 주택대출이 소폭 감소하는 이유는 주금공 대출이 은행과 비은행 대출의 일부를 대체하기 때문인 것으로 판단된다. 다만 사후평균값은 큰 차이가 없음에도 불구하고 신용구간을 보면 기본전망에 비해 그 폭이 크게 확대되어 불확실성이 커지는 것으로 나타났다는 점에 유의할 필요가 있다. 그리고 전체 변수에 대한 영향은 <부록> C장을 참고하길 바란다.

다음으로 <Figure 6> 저성장·고물가 시나리오를 살펴보면 공적 주택금융 증가시 은행과 비은행의 주택 관련 대출 및 기타대출 증가율이 모두 기본전망에 비해 크게 하락하는 것으로 나타났다. 이로 인해 은행의 주택 관련 대출은 0%에 가까워지고 비은행의 주택 관련 대출과 기타대출은 각각 -3%와 -10%까지 증가율이 하락하며 비교적 장기간 감소세를 이어가는 것으로 추정되었다. 이는 공적 주택금융 증가에 따라 은행과 비은행의 가계대출을 일부 대체하는 효과와 더불어 저성장·고물가 상황으로 인해 주택구입 수요와 투자 및 소비 수요가 줄어들면서 주택관련대출과 기타대출에 대한 수요도 크게 감소한 데 기인한 것으로 판단된다. 그리고 신용구간의 폭이 기본 시나리오와 마찬가지로 기본 전망에 비해 상당히 크게 확대되어 불확실성에 더욱 유의할 필요가 있는 것으로 분석되었다.

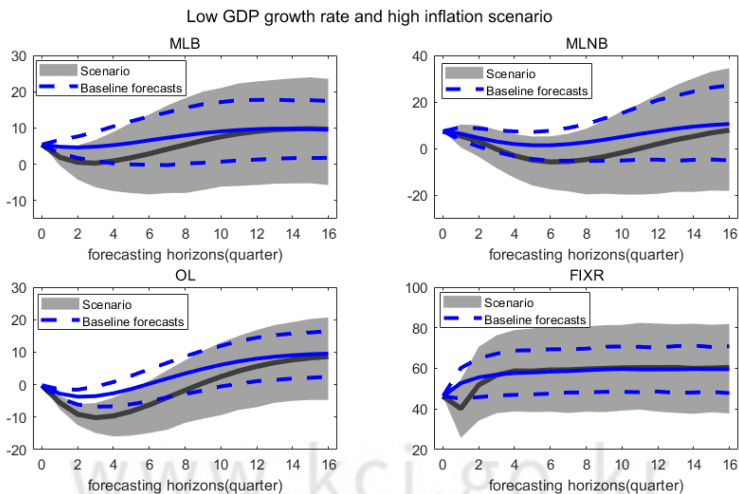
〈Figure 5〉 The Results of Scenario Analysis (Baseline Scenario)

This baseline scenario figure shows the results of the analysis when Korea Housing Finance Corporation loans increased unexpectedly by 10.49% YoY in the next quarter as of the second quarter of 2022. The scenario analysis results have been represented in grey shaded area(90% credibility interval) and black solid line(posterior predictive mean). Similarly, solid blue lines and dotted lines represent posterior predictive mean and 90% credibility interval of the baseline forecasts.



〈Figure 6〉 The Results of Scenario Analysis (Low GDP growth rate and high inflation Scenario)

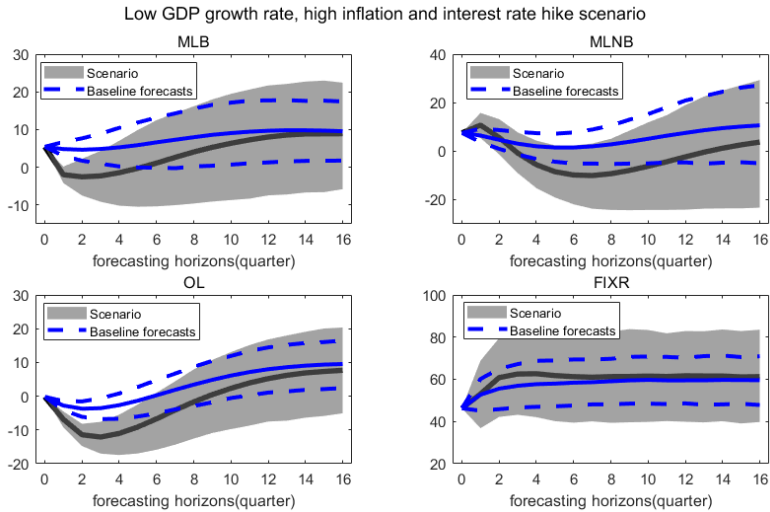
The scenario analysis results have been represented in grey shaded area(90% credibility interval) and black solid line(posterior predictive mean). Similarly, solid blue lines and dotted lines represent posterior predictive mean and 90% credibility interval of the baseline forecasts.



끝으로 <Figure 7> 저성장·고물가·금리인상 시나리오 하에서는 저성장·고물가 시나리오에 비해 더욱 큰 폭으로 가계대출 증가율이 하락하는 것으로 추정되었다. 이로 인해 은행과 비은행의 주택 관련 대출 및 기타대출 모두 상당기간 동안 감소세가 지속되는 것으로 나타났다. 특히 은행권 주택 관련 대출 증가율은 -2%, 비은행권 주택 관련 대출 증가율은 -10%까지 감소할 수 있다. 기타대출 증가율은 더 크게 감소하여 -12%까지 줄어든 것으로 예상된다. 이는 경제주체의 시장기대보다 높은 기준금리 인상으로 인해 원리금 상환부담이 증가하는 데 주로 기인한 것으로 유추할 수 있으며, 이에 따라 금리(인상)위험 회피 유인이 강해지면서 고정금리의 비중도 함께 높아지는 것으로 판단된다. 그리고 신용구간의 폭 역시 크게 확대되어 불확실성이 커지는 것으로 분석되었다.

<Figure 7> The Results of Scenario Analysis (Low GDP growth rate, high inflation and interest rate hike Scenario)

The scenario analysis results have been represented in grey shaded area(90% credibility interval) and black solid line(posterior predictive mean). Similarly, solid blue lines and dotted lines represent posterior predictive mean and 90% credibility interval of the baseline forecasts.



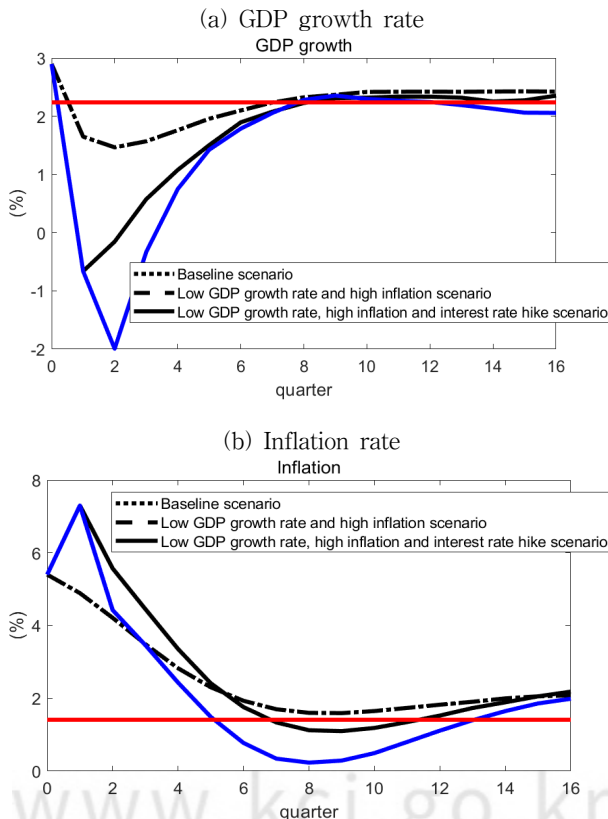
지금까지의 분석결과를 요약해보면 우선 기본 시나리오, 즉 현재 경제상황에서 주금공 대출 확대가 가계부채에 미치는 영향은 미미한 것으로 나타났다. 하지만 스태그플레이션에 가까운 저성장·고물가 상황이 발생하면 이에 따른 주택 및 소비와 투자 수요 감소가 동반되면서 가계대출 증가율이 크게 감소하는 것으로 나타났으며, 이에 더하여 중앙은행이 기준금리를 시장의 예상보다 큰 폭으로 인상하게 되면 가계대출

감소폭은 더욱 커지는 것으로 추정되었다. 또한 차입자의 금리위험 회피유인이 강해지면서 고정금리 비중도 함께 높아지는 등 금융안정 측면에서는 긍정적인 효과가 있는 것으로 분석되었다.

부록 C의 <Figure 10> 저성장·고물가 시나리오와 <Figure 11> 저성장·고물가·기준금리 인상 시나리오의 GDP 성장률과 물가상승률에 대한 추정결과를 비교한 것이 <Figure 8>이다. 이 그림을 보면 기준금리 인상시 GDP 성장률이 더욱 크게 하락하여 단기적으로 마이너스를 기록하는 것으로 나타났다. 이러한 결과로 볼 때 적극적인 금리인상이 실물경제를 과도하게 위축시킬 수 있음에도 유의해야 할 필요가 있다. 반면 물가상승률에 대한 결과를 보면 기준금리 인상이 물가안정화 속도를 높이는 긍정적 효과가 있음을 알 수 있다.

<Figure 8> The Results of Scenario Analysis (GDP growth rate and inflation rate)

The red solid line is the long-term equilibrium and the rest of the line is the scenario-specific posterior mean. Under the forecast and baseline scenario, the GDP growth rate and inflation rate paths were estimated to be very similar.



## IV. 요약 및 정책적 시사점

### 1. 요약

공적 주택금융의 확대는 금융안정의 주요 지표인 은행 및 비은행권 주택 관련 대출 총량뿐만 아니라 가계대출의 고정금리 비중을 상승시켜 기준금리 통화정책의 금리경로 유효성에도 지대한 영향을 미칠 가능성이 높다. 이에 본 연구는 공적 주택금융이 우리나라 가계부채에 미치는 영향을 분석하고 통화정책적 시사점을 도출하기 위하여 대규모 베이지안 VAR 모형을 통해 공적 주택금융 확대 충격의 효과 등을 추정하였다. 이를 위해 이론적으로 거시경제 전반, 부동산 시장 및 가계대출이 상호 밀접한 동태적 상관관계가 존재한다는 사실을 반영하여 18개 거시 및 가계대출 관련 지표로 구성된 대규모 벡터자기회귀 모형을 설정하였으며, 이 과정에서 대표적인 베이지안 축소(shrinkage)기법인 미네소타 사전분포를 도입하여 과도적합 문제를 극복하고자 하였다. 그리고 현 경제상황이 유지된다는 전제 하의 기본전망과 더불어 공적 주택금융 충격 발생시 가계대출 등에 대한 영향을 세 가지 시나리오를 설정하여 분석하였다.

우선 기본전망 추정결과, GDP 성장률의 경우 향후 1년여 동안은 성장률이 둔화하여 1%대 수준까지 하락하는 등 실물경기가 부진할 것으로 전망되었으며, 물가상승률은 향후 1년에 걸쳐 점진적으로 3% 내외에서 안정화될 것으로 예상되었다. 서울아파트 매매가격의 경우 상승률이 점차 둔화하여 향후 1~2년 동안은 하락세를 보이는 것으로 예측되었다. 이에 따라 가계부채 증가율도 향후 1년여 동안 현재 수준을 유지하거나 오히려 감소할 것으로 전망되었으며, 고정금리 비중은 점차 증가하는 것으로 나타났다.

다음으로 시나리오 분석결과, 현 경제상황에서 공적 주택금융 공급의 확대는 기본전망 대비 가계부채 총량과 고정금리 비중을 큰 폭으로 증가시키지는 않는 것으로 추정되었다. 특히 고정금리 비중은 향후 상당히 증가할 것으로 전망되었는데, 이는 2021년 말 이후 가파른 금리인상 기대에서 주로 기인한 것으로 보이며, 반면 예상치 못한 공적 주택금융 확대가 고정금리 비중에 미치는 영향은 상대적으로 작게 식별된 것으로 판단된다. 한편 스테그플레이션에 가까운 저성장·고물가 상황이 발생하면 이에 따른 주택 및 소비와 투자 수요 감소가 동반되면서 가계대출 증가율이 크게 감소하는 것으로 나타났다. 그리고 저성장·고물가 상황에 대응하여 한국은행이 기준금리를 인상하게 되면 기준금리 충격이 없는 경우와 비교했을 때 가계부채 증가율은 더 큰 폭으로 감소하고 차입자의 금리위험 회피유인이 강해지면서 고정금리 비중이 늘어나는 것으로 분석되었다. 마지막으로 기준금리 인상충격이 가계부채 문제를 완화함으로써 금융안정을 제고하고 물가를 안정화하는 효과와 함께 경제성장률을 과도하게 하락시키는 상충 효과가 있음을 발견하였다.

## 2. 통화정책적 시사점

본 연구의 주안점은 공적 주택금융이 가계부채에 미치는 영향을 분석하는 데에 있다. 이에 대한 분석결과, 현 경제 상황에서는 공적 주택금융 공급을 외생적으로 크게 확대하더라도 은행과 비은행의 주택 관련 대출 및 기타대출 총량, 그리고 고정금리 비중에 큰 영향을 줄 가능성은 높지 않은 것으로 나타났다. 반면 시나리오 분석결과, 가계대출 총량이 공적 주택금융보다는 성장과 물가, 기준금리 인상과 같은 거시경제 변동으로부터 더 큰 영향을 받는 것으로 분석되었다.

공적 주택금융은 전 국민의 안정적 주거환경 보장을 위한 제도이며 상시적으로 공급규모가 확대되거나 축소될 수 있다. 본 연구의 분석결과에 따르면 현 우리나라 경제는 공적 주택금융이 크게 확대되더라도 이로 인해 가계부채가 크게 증가하여 금융안정을 저하시킬 가능성은 대단히 낮은 것으로 분석되었다. 이에 공적 주택금융 확대가 큰 폭의 가계부채 확대로 이어져 거시건전성이 악화될 가능성은 현 시점에서 우려할 만한 정도가 아닌 것으로 판단되며, 따라서 금리인상 여부 판단시 물가상승률, 고용, 성장률, 환율 및 경상수지 등 거시 펀더멘털 변수와 비교하여 공적 주택금융 확대 여부를 상대적으로 더 중요한 리스크 요인으로 고려할 필요는 없을 것으로 생각된다. 그보다는 오히려 스태그플레이션 상황에서 적극적으로 금리를 인상할 경우 실물경기가 더욱 하락하는 반면, 물가상승률은 하향 안정화되고, 가계대출 증가율이 감소하고 신규대출 기준 고정금리 비중이 높아져 거시건전성이 개선되는 상충효과가 존재한다. 결론적으로 현재 우리나라 거시경제 여건은 중앙은행이 우선 명확한 사회후생함수를 설정한 다음, 위와 같이 정량적으로 추정된 상충적 정책효과 제약 하에 금리 통화정책 의사결정의 엄밀한 최적화가 어느 때보다 요구되는 상황이다.

## 참 고 문 헌

- 강규호 · 배주원 · 이준영(2022), “강원 영동지역 관광경기가 지역경제에 미치는 영향과 시사점: 고빈도 데이터에 기반한 관광경기지수 개발을 중심으로”, 『미래성장 연구』, 8(1), 3-32.
- 금융안정보고서(2021), 2021. 6월호, 한국은행.
- 금융안정보고서(2021), 2021. 12월호, 한국은행.
- 김영일 · 오윤해(2019), “주택금융규제 완화가 차입행태에 미치는 영향 분석”, 『연구 보고서』 2019-09, 한국개발연구원.
- 신용상(2021), “국내 가계부채 리스크 현황과 선제적 관리방안 연구”, 『KIF 정책분석 보고서』 2021-05, 한국금융연구원.

- 이석희 · 임재만(2019), “서민의 자가소유 촉진을 위한 공적 주택금융 개선 방안”, 2019, 『부동산학연구』, 제25집 제3호, 39-57.
- 조병수 · 이종웅 · 권인하(2021), “주택가격 변동이 실물 · 물가에 미치는 영향의 비대칭성 분석”, 『BOK 이슈노트』, 제2021-17호, 한국은행.
- Chib, S.(1995), “Marginal Likelihood from the Gibbs Output”, *Journal of the American Statistical Association*, 90(432), 1313-1321.
- Giannone, D., Lenza, M., and Primiceri, G. E.(2015), “Prior selection for vector autoregressions”, *Review of Economics and Statistics*, 97(2), 436-451.
- Litterman, R.(1980), “A Bayesian Procedure for Forecasting with Vector Autoregression”, MIT, Department of Economics working paper.
- Litterman, R.(1986), “Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions - Five years of experience”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 4, 25-38.
- Morris, A. D. and Nieuwerburgh, S. V. (2014), “Housing, Finance and the Macroeconomy”, *Handbook of Regional and Urban Economics*, 5, 753-811.
- Neil, B.(2009), “Regression Discontinuity Estimates of the Effects of the GSE Act of 1992”, FRB Washington D.C., Finance and Economics Discussion Series.
- Richard, K. C., Eusepi, S., Giannone, D., Qian, E., and Sbordone, A.(2021), “A Large Bayesian VAR of the United States Economy”, Federal Reserve Bank of New York, Staff Reports, no. 976.



## 〈부 록〉

본 부록의 A절과 B절은 파라미터의 사후분포 및 사후예측분포의 샘플링 과정과 최적 시차 선택을 위한 주변우도 계산과정에 관한 기술적인 내용을 설명한다. 그리고 C절에서는 시나리오 분석의 전체 결과를 소개한다.

### A. 사후 샘플링

#### ( $\Phi$ 샘플링)

우선  $\Omega$ ,  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$ 의 초기값은 각각의 사전평균으로 설정한다. 그리고 다음과 같이 우도함수와  $\Phi$ 의 사전밀도를 이용하여  $\Phi$ 의 완전조건부 사후분포를 도출할 수 있다.

$$\begin{aligned} \pi(\Phi | Y, \Omega, \lambda_1, \lambda_2) &\propto f(Y | \Phi, \Omega, \lambda_1, \lambda_2) \times \pi(\Phi) \\ &\propto \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{t=1+p}^T (y_t - x_t' \Phi)' \Omega^{-1} (y_t - x_t' \Phi)\right] \times \exp\left[-\frac{1}{2} (\Phi - \beta_0)' B_0^{-1} (\Phi - \beta_0)\right] \\ &\propto \exp\left[-\frac{1}{2} (\Phi - \beta_1)' B_1^{-1} (\Phi - \beta_1)\right] \\ \Rightarrow \therefore \Phi | Y, \Omega &\sim N(\beta_1, B_1) \\ \text{단, } \beta_1 &= B_1 \left( \sum_{t=1+p}^T x_t \Omega^{-1} y_t + B_0^{-1} \beta_0 \right), \quad B_1 = \left( \sum_{t=1+p}^T x_t \Omega^{-1} x_t' + B_0^{-1} \right)^{-1} \end{aligned} \quad (6)$$

한편 시차가 무한대로 다가갈수록 충격반응함수가 0으로 수렴하기 위해서는 빈도주의 접근법의 관점에 따라 변수가 안정계열(stationary process)이도록 제약할 필요가 있다. 따라서 식 (7)과 같은 행렬의 모든 특성근의 절대값이 1보다 작은지 여부를 확인하여 이를 만족하면 샘플링된  $\Phi$ 를 저장, 그렇지 못하면 동 제약을 만족한 가장 직전 시행의  $\Phi$ 를 가져와 저장한다.

$$\begin{pmatrix} \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_p \\ & I & & 0 \end{pmatrix} \quad (7)$$

#### ( $\Omega$ 샘플링)

먼저 앞에서 샘플링된  $\Phi$ 와  $e_t = y_t - \sum_{i=1}^p \beta_i y_{t-i}$  식을 이용하여 잔차항  $e_t$ 를 계산한다.

그리고 이를 이용하여 우도함수와  $\Omega$ 의 사전밀도를 구하고  $\Omega$ 의 완전조건부 사후분포를 다음과 같이 도출할 수 있다.

$$\begin{aligned} \pi(\Omega | Y, \Phi) &\propto f(Y | \Phi, \Omega) \times \pi(\Omega) \\ &\propto |\Omega|^{-\frac{T}{2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \sum_{t=1+p}^T e_t' \Omega^{-1} e_t \right] \\ &\times |\Omega|^{-\frac{V_0+m+1}{2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \text{tr}(\Omega^{-1} R_0) \right] \\ &\propto |\Omega|^{-\frac{(V_0+T)+m+1}{2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \Omega^{-1} \left( R_0 + \sum_{t=1+p}^T e_t e_t' \right) \right\} \right] \\ \Rightarrow \therefore \Omega | Y, \Phi &\sim IW(v_1, R_1) \end{aligned}$$

단,  $v_1 = v_0 + (T-p)$ ,  $R_1 = R_0 + \sum_{t=1+p}^T e_t e_t'$  (8)

( $\lambda_1$  샘플링)

우선 본문의  $\beta_{ij}^{(l)} | \lambda_1, \lambda_2 \sim \text{Normal}(b_{ij}^{(l)}, v_{ij}^{(l)})$ 과 식 (3)을 변형하여 식 (9)와 같이 나타낼 수 있는데 이는  $Y = \hat{\beta}_{ij}^{(l)} \sim \text{Normal}(X\Phi = 0, \sigma^2 I_T = \lambda_1)$ 인 표준적인 단변량 선형회귀 모형과 마찬가지로 형태이다. 따라서 식 (10)과 같은  $\lambda_1$ 의 완전조건부 분포를 도출할 수 있고 이를 이용하여 IG-IG(inverse-gamma) 업데이트를 통해  $\lambda_1$  샘플링이 가능하다.

$$\hat{\beta}_{ij}^{(l)} = \begin{cases} (\beta_{ij}^{(l)} - b_{ij}^{(l)}) l | \Phi, \Omega \sim \text{Normal}(0, \lambda_1) & \text{if } i = j \\ \frac{(\beta_{ij}^{(l)} - b_{ij}^{(l)}) l}{\sqrt{\lambda_2}} \sqrt{\frac{\sigma_j}{\sigma_i}} | \Phi, \Omega, \lambda_2 \sim \text{Normal}(0, \lambda_1) & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (9)$$

$$\lambda_1 | \Phi, \Omega, \lambda_2 \sim IG \left( \alpha_0 + m^2 p, \delta_0 + \sum_{l,i,j} \left( \hat{\beta}_{ij}^{(l)} \right)^2 \right) \quad (10)$$

( $\lambda_2$  샘플링)

본문의  $\beta_{ij}^{(l)} | \lambda_1, \lambda_2 \sim \text{Normal}(b_{ij}^{(l)}, v_{ij}^{(l)})$ 과 식 (3)을 변형하여 식 (11)과 같이 나타낼 수 있는데 이는  $Y = \tilde{\beta}_{ij}^{(l)} \sim \text{Normal}(X\Phi = 0, \sigma^2 I_T = \lambda_2)$ 인 표준적인 단변량 선형회귀 모형과 마찬가지로 형태이다. 이를 이용하여  $\lambda_2$ 도  $\lambda_1$ 과 유사한 방식으로 샘플링 될 수 있다.

다만  $\lambda_1$  샘플링과 다른 점은  $i \neq j$ 인 경우의 조건부 정규분포만 이용된다는 것이다. 따라서 식 (12)와 같은  $\lambda_2$ 의 완전조건부 분포를 이용하여 IG-IG(inverse-gamma) 업데이트를 통해  $\lambda_2$ 를 샘플링할 수 있다.

$$\tilde{\beta}_{ij}^{(l)} = \frac{(\beta_{ij}^{(l)} - b_{ij}^{(l)})l}{\sqrt{\lambda_1}} \sqrt{\frac{\sigma_j}{\sigma_i}} \mid \Phi, \Omega, \lambda_1 \sim \text{Normal}(0, \lambda_2) \text{ for } i \neq j \quad (11)$$

$$\lambda_2 \mid \Phi, \Omega, \lambda_1 \sim \text{IG}\left(\tau_0 + m^2 p - mp, \kappa_0 + \sum_{l,i,j} (\tilde{\beta}_{ij}^{(l)})^2\right) \quad (12)$$

### (사후예측분포 샘플링)

동 모형에서 파라미터의 사후분포가 해석적으로 도출되지 않으므로 사후예측분포도 파라미터의 사후분포와 마찬가지로 시뮬레이션을 통해 도출할 수 있다. 즉,  $H$ 기 이후 내생변수들의 예측분포는 각 깃스 샘플링 반복시행마다 주어지는 파라미터의 사후 샘플을 이용하여 도출될 수 있으며 구체적인 알고리즘은 다음과 같다.

0 단계: 시뮬레이션 회차  $j=1$ 로 설정한다.

1 단계: 파라미터의 사후분포  $\theta \mid Y, M$ 로부터  $\theta^{(j)}$ 를 샘플링한다.

(단,  $\theta = \{\Phi, \Omega, \lambda_1, \lambda_2\}$ 이며  $M$ 은 Model을 의미)

2 단계: 주어진  $\theta^{(j)}$ 를 이용하여 다음과 같은 조건부 예측분포로부터 내생변수의 예측분포  $y_f^{(j)}$ 를 샘플링한다.

$$y_{t+H} \sim N(x_{t+H-1}' \Phi^{(j)}, \Omega^{(j)}) \text{ for } H=1,2,\dots$$

3 단계:  $j=j+1$ 로 설정하고,  $j \leq n$ 이면 1단계로 돌아간다.

(단,  $n$ 은 시뮬레이션 횟수를 의미)

1단계의 경우 앞서 설명한  $\Phi, \Omega, \lambda_1, \lambda_2$ 의 샘플링 과정을 통해 이루어진다. 그리고 2단계에서는 동 모형의 예측방식이  $H$ 기 예측시  $(H-1)$ 기의 예측치를 연쇄적으로 사용하는 반복예측(iterated forecasting)이므로 1기 예측 모형을 구성하고, 1단계에서 샘플링된  $\Phi^{(j)}$ 와  $\Omega^{(j)}$ 를 대입하여  $H$ 기 이후의  $y_f^{(j)}$ 를 샘플링할 수 있다. 이와 같은 과정을 깃스 샘플링 시뮬레이션 횟수만큼 반복하여 최종적으로 사후예측분포를 도출한다.

(시나리오 사후예측분포 샘플링)

$u_{T+1}^o$ 와  $u_{T+1}^*$ 을 각각 1분기 이후 시나리오 충격과 그 외 충격 벡터라고 하자.  $u_{T+1}^o$ 은 본 연구자가 특정 값으로 설정한 것이고,  $u_{T+1}^*$ 은 아래 조건부 정규분포로부터 샘플링된다.

$$u_{T+1}^* \mid u_{T+1}^o \sim N(\Omega_{12} \Omega_{22}^{-1} u_{T+1}^o, \Omega_{11} - \Omega_{12} \Omega_{22}^{-1} \Omega_{21}), \quad (13)$$

$$\text{단, } \begin{bmatrix} u_{T+1}^* \\ u_{T+1}^o \end{bmatrix} \sim N\left(0, \Omega = \begin{pmatrix} \Omega_{11} & \Omega_{12} \\ \Omega_{21} & \Omega_{22} \end{pmatrix}\right).$$

그런 다음, 예를 들어 VAR(1) 모형의 경우 아래와 같이 1분기 이후 변수들의 시나리오 전망을 임의 추출한다.

$$y_{T+1} = \beta_1 y_T + u_{T+1}$$

그 이후 예측시계에 대해서는 사후분포 샘플링과 동일하다.

B. 모형 비교와 주변우도

모형의 추정 및 예측의 정확도는 하이퍼-파라미터를 어떤 값으로 하느냐에 따라 크게 달라질 수 있으며 특히 L-VAR의 경우 시차( $p$ )와 global shrinkage parameter( $\lambda_1$ ) 및 local shrinkage parameter( $\lambda_2$ )와 관련된 하이퍼-파라미터 값에 민감하게 영향을 받는다. 따라서 추정과 예측의 정확도를 극대화하기 위해서는 모형별로 하이퍼-파라미터를 다르게 설정하여 어떤 모형이, 즉 어떤 하이퍼-파라미터 하에서 가장 좋은 예측력을 보이는지 판단해볼 필요가 있다. 이를 위해 일반적으로 사용되는 방식은 모형별로 주변우도 값을 계산하여 주변우도 값이 가장 큰 모형을 최선의 모형으로 간주하는 것이다.<sup>10)</sup> 주변우도는 식 (14)와 같이 정의되는데 이를 해석해보면 파라미터의 사전분포로부터 추출된  $\theta$ 가 주어졌을 때 그 때의  $\theta$ 값과 모형 설정 하에서 데이터 Y가 생성될 가능성을 측정하는 것이다. 따라서 주변우도를 사전예측밀도(prior predictive density)라고도 한다.

10) 모형 비교를 위해 자주 이용되는 지표가 베이저안 정보기준(Bayesian information criterion, 혹은 Schwarz information, 이하 BIC 또는 SC)인데 BIC는 로그 주변우도의 근사치로 도출될 수 있다.

$$p(Y) = \int f(Y|\theta) \pi(\theta) d\theta \quad (14)$$

단,  $f(Y|\theta)$ 는 우도함수,  $\pi(\theta)$ 는  $\theta$ 의 사전밀도

주변우도를 계산하는 방법은 위 식 (14)에 따라 우도함수와 사전밀도의 곱을 파라미터에 대하여 적분하여 해석적으로(analytically) 구하는 방법이 가장 이상적이다. 그러나 현실적으로 적분을 해석적으로 계산하지 못하는 경우가 대부분이며 특히 사전분포가 켈레분포가 아닌 경우에는 적분을 계산하기가 더욱 힘들어진다. 따라서 본 연구에서는 수치적 적분법(numerical integration) 중 자주 이용되는 방식인 Chib 기법(Chib' method, Chib(1995))에 따라 주변우도를 계산하였다. 우선 베이즈 법칙(Bayes' rule)에 따라 로그 주변우도는 식 (15)와 같은 항등식으로 표현될 수 있으며 동 항등식의 각 항을 계산하여 주변우도 값을 구할 수 있다.

$$\log p(Y) = \log f(Y|\hat{\theta}) + \log \pi(\hat{\theta}) - \log \pi(\hat{\theta}|Y) \quad (15)$$

단,  $\hat{\theta}$ 은 사후 최빈값

먼저 첫 번째와 두 번째 항인 로그 우도함수와 로그 사전밀도는 앞서 II-2장의 추정과정에서 깃스 샘플링을 통해 구해진 사후 최빈값을 이용하여 바로 산출이 가능하다. 하지만 세번째 항인 로그 사후밀도의 경우  $\theta = \{\phi, \Omega, \lambda_1, \lambda_2\}$ 로 여러 개의 블록으로 구성되어 이들의 결합 사후분포가 어떤 분포인지 알려져 있지 않기 때문에 수치적 적분법을 이용하여 계산되어야 한다. 이를 위해 로그 사후밀도를 식 (16)과 같이 네 개의 로그 밀도함수의 합으로 분해하여 각각의 항을 계산한다.

$$\log \pi(\hat{\theta}|Y) = \log \pi(\hat{\phi}, \hat{\Omega}, \hat{\lambda}_1, \hat{\lambda}_2 | Y) \quad (16)$$

$$= \log \pi(\hat{\lambda}_2 | Y, \hat{\phi}, \hat{\Omega}, \hat{\lambda}_1) + \log \pi(\hat{\lambda}_1 | Y, \hat{\phi}, \hat{\Omega}) + \log \pi(\hat{\Omega} | Y, \hat{\phi}) + \log \pi(\hat{\phi} | Y)$$

우선 가장 오른쪽 항인  $\pi(\hat{\phi} | Y)$ 는 분포가 표준적이지 않은 주변 사후밀도이기 때문에 해석적으로 계산될 수 없다. 대신 식 (17)의 정의에 따라  $\pi(\hat{\phi} | Y)$ 는  $\pi(\hat{\phi} | Y, \Omega, \lambda_1, \lambda_2)$ 의 기대값으로 볼 수 있으며, MoC(Method of composition)를 통해 식 (18)과 같이  $\hat{\phi}$ 의 완전조건부 밀도인  $\pi(\hat{\phi} | Y, \Omega, \lambda_1, \lambda_2)$ 의 평균으로 근사적으로 계산될 수 있다.

$$\pi(\hat{\phi} | Y) = \int \pi(\hat{\phi} | Y, \Omega, \lambda_1, \lambda_2) \pi(\Omega, \lambda_1, \lambda_2 | Y) d(\Omega, \lambda_1, \lambda_2) \quad (17)$$

$$\begin{aligned}\pi(\hat{\Phi} | Y) &= \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^{n_1} \pi(\hat{\Phi} | Y, \Omega^{(j)}, \lambda_1^{(j)}, \lambda_2^{(j)}) \\ &= \left[ \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^{n_1} \text{Normal}(\hat{\Phi} | \beta_1^{(j)}, B_1^{(j)}) \right] \times \frac{1}{\text{acceptance rate}}\end{aligned}\tag{18}$$

식 (18)에서  $n_1$ 은 번인 기간을 제외한 깁스 샘플링 시뮬레이션의 크기, acceptance rate은 샘플링된  $\Phi$  중 특성근 제약을 만족하는 비율을 의미하며  $\Omega^{(j)}, \lambda_1^{(j)}, \lambda_2^{(j)} \sim \Omega, \lambda_1, \lambda_2 | Y$ 로 깁스 샘플링에서 추출된 결합 사후샘플이다. 여기서  $1/\text{acceptance rate}$ 을 곱해주는 이유는 특성근 제약으로 인해  $\pi(\hat{\Phi} | Y)$ 가 절단된 사후밀도(truncated probability density)가 되므로 이를 반영하여 정규화 상수를 조정해주기 위함이다.

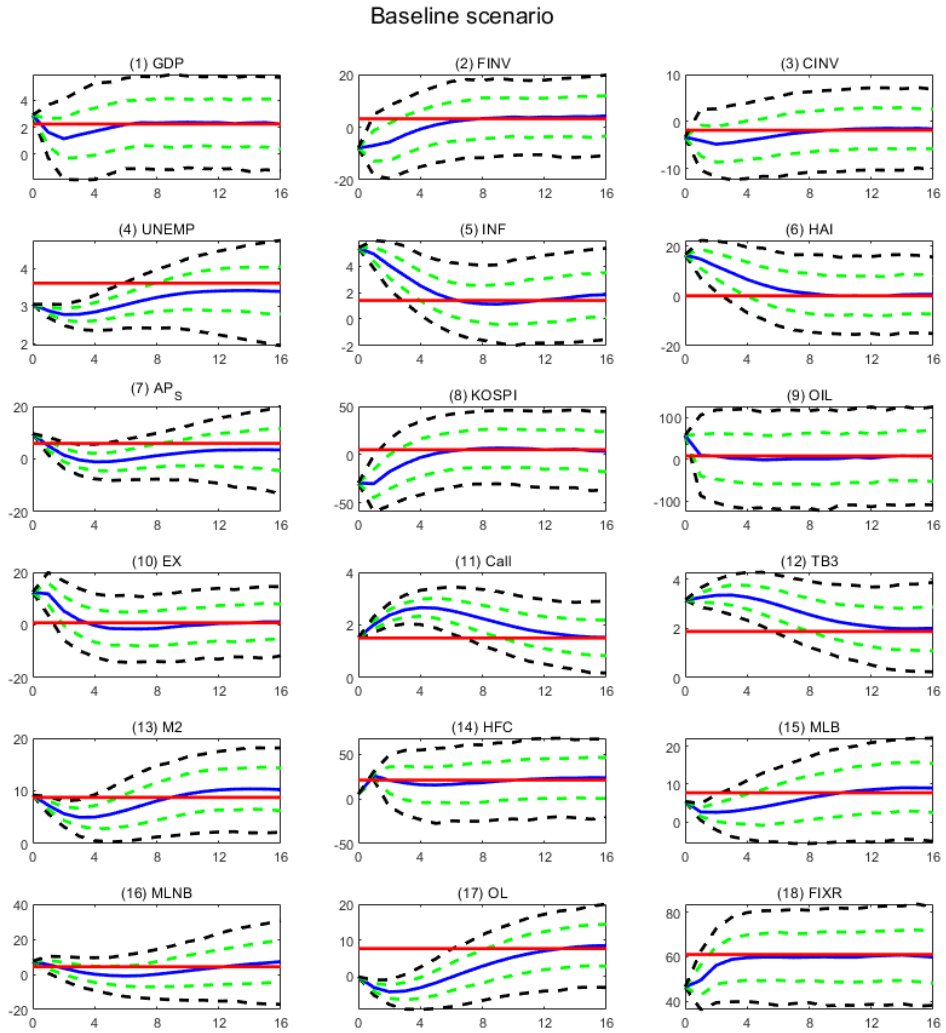
다음으로  $\pi(\hat{\lambda}_2 | Y, \hat{\Phi}, \hat{\Omega}, \hat{\lambda}_1), \pi(\hat{\Omega} | Y, \hat{\Phi})$ 은 각각  $\hat{\lambda}_2$ 의 역감마(inverse-gamma) 완전조건부 밀도와  $\hat{\Omega}$ 의 역위샷(inverse-Wishart) 완전조건부 밀도이므로 해석적으로 바로 계산된다. 끝으로  $\pi(\hat{\lambda}_1 | Y, \hat{\Phi}, \hat{\Omega})$ 은 수치적 접근법에 따라 식 (19)와 같이  $\pi(\hat{\lambda}_1 | Y, \hat{\Phi}, \hat{\Omega}, \lambda_2)$ 의 평균으로 근사적으로 계산될 수 있다.

$$\pi(\hat{\lambda}_1 | Y, \hat{\Phi}, \hat{\Omega}) = \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^{n_1} \pi(\hat{\lambda}_1 | Y, \hat{\Phi}, \hat{\Omega}, \lambda_2^{(j)})\tag{19}$$

여기서  $\lambda_2^{(j)} \sim \lambda_2 | Y, \hat{\Phi}, \hat{\Omega}$ 으로  $\Phi$ 와  $\Omega$ 가 각각의 사후 최빈값( $\hat{\Phi}, \hat{\Omega}$ )으로 고정된 축소된 깁스 샘플링(reduced Gibbs sampling)을 통해 샘플링될 수 있다. 이제 식 (16)의 네 개 항을 모두 구했으므로  $\log \pi(\hat{\theta} | Y)$ 를 도출할 수 있고, 이를 식 (15)에 대입하여 로그 주변우도를 계산할 수 있다.

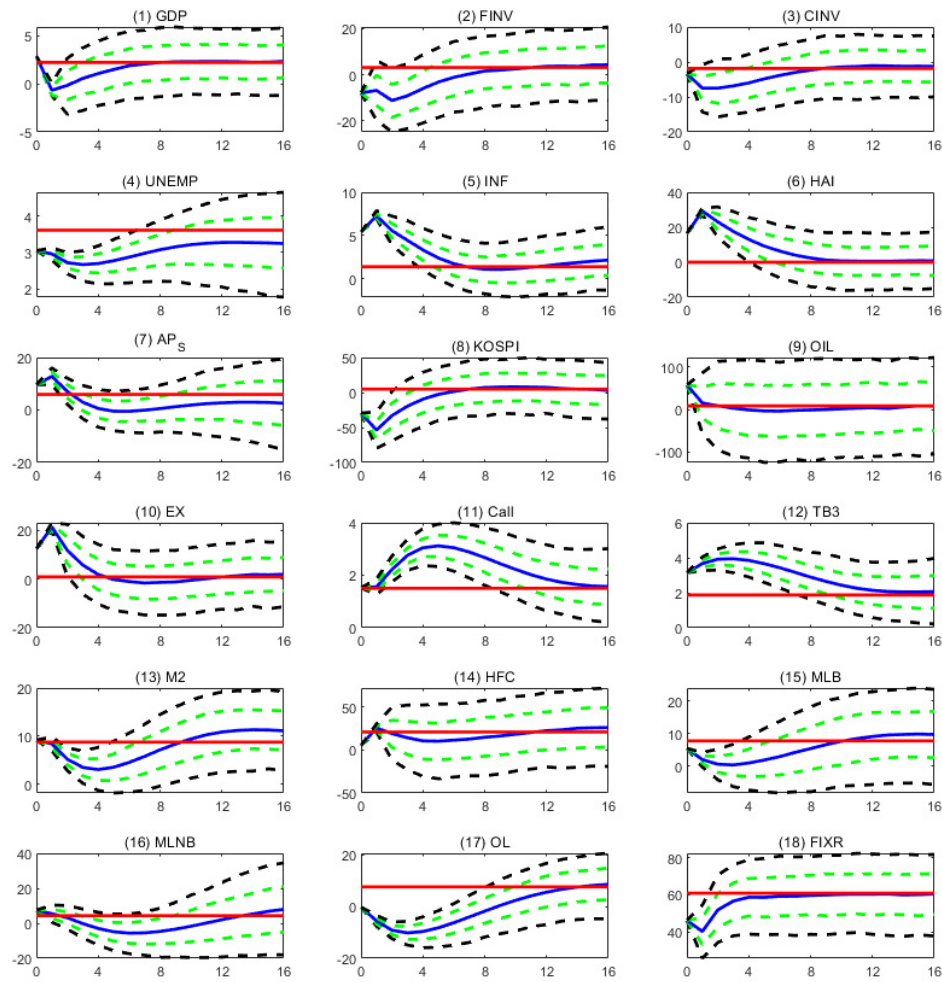
### C. The results of scenario analysis(All variables)

〈Figure 9〉 The Results of Baseline Scenario Analysis(All variables)



〈Figure 10〉 The results of low GDP growth rate and high inflation scenario analysis(All variables)

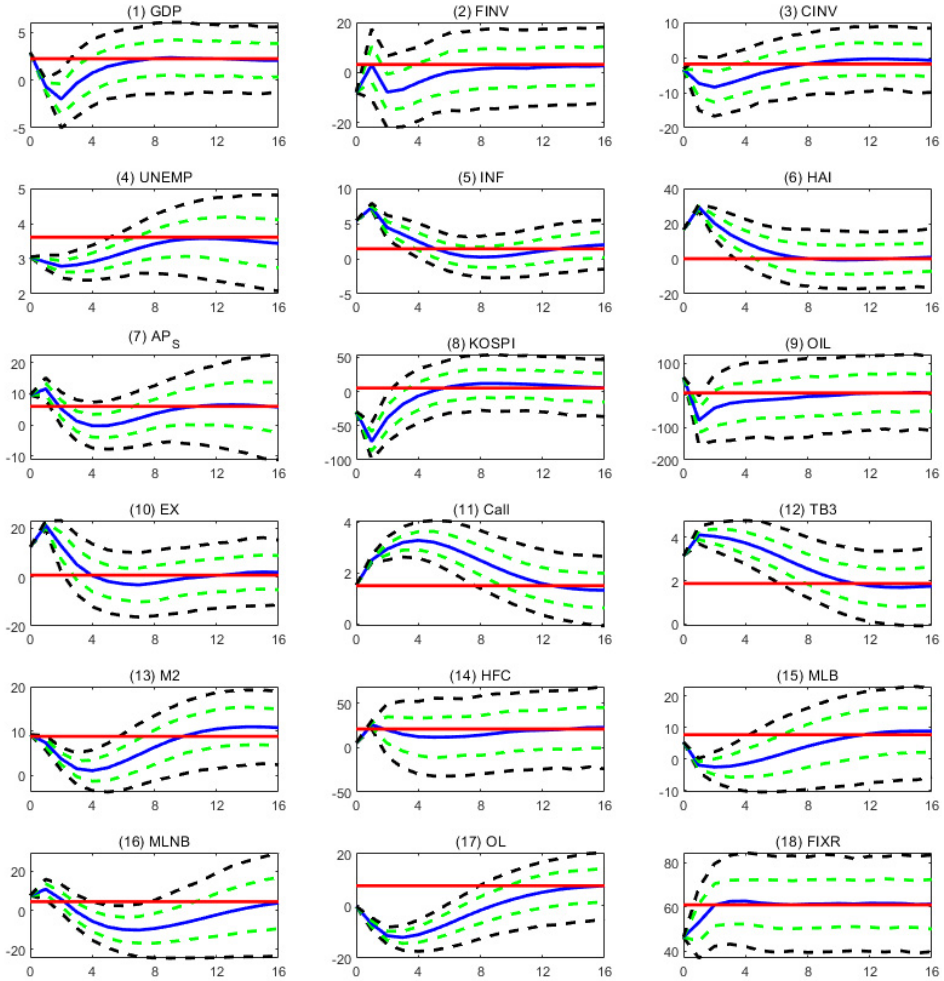
Low GDP growth rate and high inflation scenario





〈Figure 11〉 The Results of Low GDP Growth Rate, high inflation and interest rate hike scenario analysis(All variables)

Low GDP growth rate, high inflation and interest rate hike scenario



# Analysis on the Impact of Public Housing Finance on Household Debt: A Large Bayesian VAR Approach

Kyuhoo Kang\* · Keunhyeong Park\*\*

## Abstract

The expansion of public housing finance is highly likely to have a significant impact on the effectiveness of the interest rate path of the base rate monetary policy by increasing the fixed-rate share of household loans as well as the total amount of housing-related loans from banks and non-banks, which are major indicators of financial stability. Therefore, this study aims to analyze the impact of public housing finance on Korea's household debt, and draw implications for monetary policy. To do this, we estimate a large-scale vector autoregressive model composed of 18 macroeconomic and household loan-related indicators. As a result of the analysis, the expansion of public housing finance supply is not expected to greatly increase the total amount of household debt and the proportion of fixed interest rates in the current economic situation. However, if the shock of low growth and high prices accompanies it and the Bank of Korea raises the base rate in response, it is estimated that the rate of increase in household debt will decrease by a greater extent and the share of fixed interest rates will increase compared to the case where there is no shock to the base rate. Lastly, it was found that the impact of raising the base interest rate has a trade-off effect of easing the household debt problem and stabilizing prices while reducing the growth rate.

Key words: Credit, Fixed Rate Share, Scenario Analysis

JEL Classification Number: G12, C11, E43

---

Received 02 March 2023; Received in revised form 26 April 2023; Accepted 14 May 2023

\* First Author, Professor, Department of Economics, Korea University, Seoul, 02841, South Korea

\*\* Corresponding Author, Economist, Payment & Settlement Systems Department, Bank of Korea, Seoul, 04531, South Korea