



# BOK 경제연구



대규모·비선형 베이지안 VAR 모형을 활용한  
한국 거시경제 전망 및 시나리오 분석

강규호, 김도완



2023. 8



한국은행



# 대규모·비선형 베이지안 VAR 모형을 활용한 한국 거시경제 전망 및 시나리오 분석

강규호\* · 김도원\*\*

2023.8

이 연구내용은 집필자 개인의견이며 한국은행의 공식견해 및 조사국  
경제전망과는 무관합니다. 따라서 본 논문의 내용을 보도하거나 인용할  
경우에는 집필자명을 반드시 명시하여 주시기 바랍니다.

---

\* 고려대학교 경제학과

\*\* 한국은행 경제연구원

## 차 례

I. 서론 .....	1
II. 계량방법론 .....	6
III. 추정결과 .....	24
IV. 요약 및 정책적 시사점 .....	45
참고문헌 .....	47

# 대규모·비선형 베이지안 VAR 모형을 활용한 한국 거시경제 전망 및 시나리오 분석

본 연구는 우리나라 주요 거시변수에 대한 전망과 대외충격에 대한 민감도를 분석하기 위해 대규모 VAR 모형을 이용한 시나리오 분석을 시행하였다. 이를 위해 성장률, 물가상승률, 금리 등 주요 거시변수에 점진적 구조변화 가능성을 반영한 대규모 비선형 베이지안 벡터자기회귀모형을 새롭게 개발하고 추정하였다. 점진적 구조변화는 확률적 추세로 모형화하였으며, 각 변수별 확률적 추세의 존재여부와 확률적 추세가 동시에 추정될 수 있는 베이지안 추정 알고리즘을 제시하였다. 사용된 자료는 2003년 1분기부터 2022년 4분기까지 27개 대내외 거시변수이다. 주요한 전망 및 대외충격 시나리오 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 2023년 성장률은 1%대 중후반을 기록할 것으로 예측되었다. 둘째, 미국이 경기호조를 나타내는 경우 국내 실물경기에 긍정적 영향을 미치겠지만 원자재와 원유 등 비용이 상승할 경우 실물경기와 물가안정에 부정적 영향을 미칠 것이다.

**핵심 주제어:** 대규모VAR, 구조변화, 통화정책, 대외충격

**JELcode:** C31, C11, C53, C54

## I. 서론

### I-1. 연구배경

거시변수에 대한 결합예측을 위해 가장 널리 사용되어 온 모형 중 하나가 바로 벡터 자기회귀(Vector Autoregressive, 이하 VAR) 모형이다. VAR 모형은 연구목적에 따라 변수선택이 자유롭고 변수 간 동태적 상관관계를 직관적으로 반영한다는 장점이 있다. 하지만 이 모형의 결정적인 한계 중 하나는 모형에 포함된 변수의 수가 증가할수록 추정해야 하는 파라미터의 수가 기하급수적으로 증가한다는 것이다. 파라미터 개수가 지나치게 많을 경우, 과도적합(overfitting)과 파라미터 불확실성으로 인해 모형의 예측력이 감소하기 때문에 모형에 많은 변수를 포함시키는데 어려움이 따른다. 반대로 4~5개의 변수를 포함한 소규모 VAR 모형은 다양한 거시변수들이 갖는 복잡한 동태적 상관관계를 고려하지 못한다는 점에서 변수 누락으로 인한 내생성 문제(omitted variable bias)와 예측 정확도 감소 문제에 직면하게 된다.

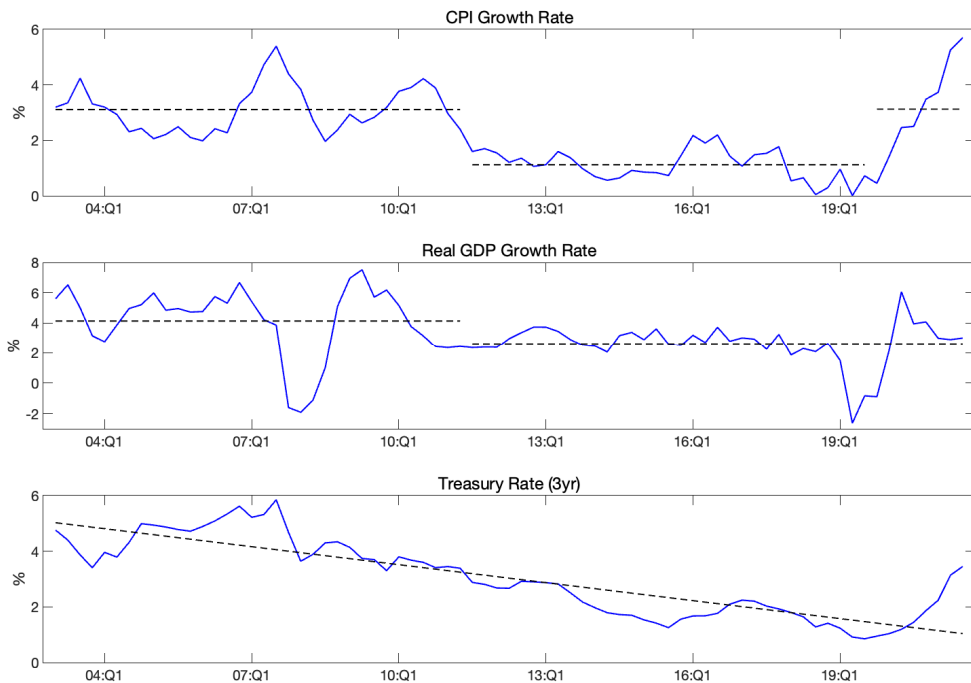
최근 들어 과도적합과 변수 누락 문제를 동시에 해결하는 방안 중 하나로 20개 이상의 변수를 포함하는 대규모 VAR 모형(Large Bayesian VAR, 이하 LBVAR)에 축소(shrinkage)를 적용하는 방법이 주목받고 있다.<sup>1)</sup> 이에 대한 대표적인 연구로 Banbura, Giannone, and Reichlin (2010)은 LBVAR 모형에 베이지안 축소를 적용함으로써 과도적합 문제를 완화시킬 수 있으며 일반 VAR 모형에 비해 높은 예측력을 달성한다는 사실을 확인한 바 있다. 최근 주요국 중앙은행에서는 LBVAR 모형을 사용하여 거시경제 변수에 대한 예측뿐만 아니라 다양한 방법의 시나리오 분석에 주안점을 둔 연구를 진행하고 있다. 뉴욕 연준의 Crump et al. (2021)과 유럽중앙은행의 Cimadomo et al. (2022)이 이에 해당한다.

다만 LBVAR을 사용한 기존의 연구는 대체로 변수들의 구조변화를 고려하지 않은 선형 모형을 사용하는데, 이를 우리나라 거시경제 분석에 사용하는 경우에는 주의가 필요하다. 안정적인 성장세를 보여주는 미국이나 유로 국가와 달리 우리나라는 2008년도 글로벌 금융위기를 거치면서 주요 거시변수에 구조 변화가 발생한 것으로 나타나기 때문이다. 만약 우리나라 거시경제의 이러한 특성을 무시한다면 모수 추정치에

1) 축소란 표본 외 모형 적합도가 표본 내 모형 적합도에 비해 ‘축소’되는 현상을 방지하기 위한 방법을 통칭하며 이는 모형의 복잡도에 대한 페널티를 부여하는 방향으로 구현된다. 특히 베이지안 축소는 간단한 모형을 선호하는 강한 사전분포를 설정함으로써 구현된다. 축소와 유사한 개념으로 정규화(regularization)가 있는데, 이는 관측치 이외의 정보를 활용하여 과도적합이나 유일해가 존재하지 않는 문제(ill-posed problem)를 보완하기 위한 방법론을 말한다. 축소와 정규화, 두 용어는 과도적합 문제를 해결하기 위해 사용되는 방법론을 포괄하기 때문에 혼용된다.

편의가 발생하여 예측정확도가 떨어지고 정책효과 분석 결과의 신뢰도도 낮아질 것이다. 나아가 소규모 개방경제라는 특성을 고려하여 대외변수의 강외생성을 모형에 반영하여야 한다는 점도 기존 LBVAR 모형을 우리나라 거시경제 분석에 직접적으로 적용할 수 없는 이유가 된다.

〈그림 1〉 한국 거시경제 변수의 추세



주 : 우리나라의 주요 거시경제 변수인 소비자 물가상승률(CPI), 실질국내총생산, 그리고 3년물 국고채의 2004년 1분기부터 2022년 4분기까지의 시계열 자료다. 파란 실선은 실제 자료를 나타내며 검정 점선은 추세를 나타낸다. 소비자 물가상승률과 실질국내총생산의 경우 2010년을 기점으로 평균이 낮아진 것으로 보이며 전자의 경우 코로나 사태를 겪으며 또다시 구조변화가 발생한 것으로 나타난다. 국고채의 경우 지속해서 하락하다 최근에 다소 반등하는 추세를 보인다.

일반적으로 구조 변화가 존재할 경우 이를 고려하기 위해 더미 변수를 추가하거나 마코프-스위칭(Markov-switching) 모형을 사용한다. 하지만 더미 변수를 사용할 경우 변수마다 구조변화 존재여부와 시점을 추정해야 한다는 문제가 존재한다. 대규모 모형에 존재하는 여러 변수에 대해 일일이 더미변수를 도입할 경우 모형에 매우 복잡해질 뿐만 아니라 파라미터의 수가 많아져 과도적합 문제가 심화된다. 마코프-스위칭 모형의 경우 대부분의 변수가 유사한 시점에 구조적 변화가 발생해야 추정이 원활하게 이루어진다. 하지만 대규모 모형에 존재하는 수많은 변수에 대해 이를 정당화하기는 쉽지

않다. <그림 1>에 나타나 있듯이 한국의 주요 거시경제변수에 구조변화가 발생한 시기와 양상이 상이하기 때문이다. 또한, 이 두 방법론 모두 새로운 관측치가 추가되면 구조변화에 대한 추정이 새롭게 이루어져야 하므로 모형이 불안정하다는 단점이 존재한다.

이에 본 연구는 구조변화의 존재와 소규모 개방경제라는 한국 거시경제의 특성을 반영한 비선형 LBVAR (Non-linear LBVAR, 이하 NL-LBVAR) 모형을 개발하여 우리나라 물가상승률을 비롯한 주요 거시경제 및 금융 변수를 예측하고 시나리오 분석을 진행하고자 한다. 시나리오 분석은 미국 경기호조와 해외 원자재 가격 상승, 그리고 두 사건이 혼재된 경우를 고려한다. 또한, 구조변화를 고려하기 위해서 변수들의 평균이 시변한다고 가정하여 변수별로 추세의 존재 여부와 이를 추정하는 알고리즘을 고안한다. 그뿐만 아니라 소규모 개방경제인 우리나라의 특성을 반영하기 위해 회귀계수의 사전분포를 적절히 설정하여 대외변수의 강외생성을 모형에 반영한다. 제시된 모형은 시간이 흐름에 따라 관측치가 추가되어도 추정이 안정적으로 이루어지기 때문에 예측운용을 용이하게 할 것으로 기대된다.

## I-2. 선행연구

일반 LBVAR와 마찬가지로 NL-LBVAR 모형에서 축소는 Litterman (1986)이 제시한 미네소타 사전분포(Minnesota Prior)를 통해 구현된다. 이는 각 변수가 임의 보행(random walk)을 따르는 모형으로 높은 확률을 부여함으로써 과도적합 및 파라미터 불확실성을 제어한다. 이러한 미네소타 사전분포를 대규모 VAR에 적용시킨 연구는 Banbura, Giannone, Reichlin (2010)로, 이들은 축소의 정도를 종속변수의 수에 따라 증가시킴으로써 종속변수의 개수가 20개를 넘는 대규모 모형에서도 효과적으로 과도적합을 제어할 수 있음을 보였다. 한편 Giannone, Lenza, Primiceri (2015)는 축소 강도를 결정하는 하이퍼파라미터에 사전분포를 부여하는 계층적 사전분포(hierarchical prior)를 제시한다. 계층 모형을 사용할 경우 연구자가 축소의 강도를 연구자의 자의적인 판단이 아닌 데이터에 의해 결정되게 함으로써 모형의 강건성을 제고할 수 있으며 미네소타 사전분포에 기반한 기존의 모형에 비해 높은 예측력을 달성할 수 있다.

미네소타 사전분포가 여타 모형과 축소 방법에 비해 갖는 높은 예측력은 이미 여러 후속 연구를 통해 입증된 바 있다. Koop (2013)은 미네소타 사전분포를 적용한 LBVAR 모형이 요인 모형(factor model)과 Spike-and-Slab Variable Selection (SSVS)<sup>2)</sup>을 적용한 LBVAR 모형보다 예측 성능이 뛰어나다는 것을 보였다. 또한, Cross

2) SSVS는 Stochastic Search Variable Selection이라고도 한다.



et al. (2020)은 계층적 미네소타 사전분포와 SSVS, 그리고 Global-local 사전분포의 성능을 비교하였으며, 이 경우에도 계층적 미네소타 사전분포에 기반한 모형이 가장 좋은 예측 성능을 보였다.

가장 최근에는 LBVAR을 사용한 시나리오 분석 및 정책적 시사점 도출에 주안점을 두는 연구가 활발히 이루어지고 있다. 대표적으로 Cimadomo et al. (2022)은 혼합 주기자료(mixed frequency data)를 LBVAR 모형에 적용해 경제변수들의 현재기 값을 예측하는 나우캐스팅(nowcasting)을 실시했다. 이러한 방법을 통해 거시경제 변수에 대한 예측뿐만 아니라 counter-factual 분석 및 시나리오 분석을 실시하였다. 본 연구와 가장 밀접히 관련된 연구인 Crump et al. (2021)은 대규모 베이지안 VAR 모형을 통해 미국 거시경제 데이터에 관해 예측 전문가 혹은 중앙은행에서 운용하는 대규모 이론 기반 모형에 비견할만한 예측 성능을 달성했다. 나아가 조건부 전망(conditional forecast)을 활용하여 거시경제에 대한 구조적 분석 및 정책효과에 대한 분석을 실시하였다.

국내 연구 중 LBVAR을 활용하여 시나리오 분석을 실시한 사례로는 박춘성·박성욱(2022)이 있다. 국제적인 통화긴축 시나리오를 가정하여 분석한 결과 우리나라 GDP와 CPI 증가율을 각각 1%p, 0.6%p를 낮출 것으로 전망하였다. 강규호·박근형(2022)은 공적 주택금융의 확대가 성장률과 인플레이션에 미치는 영향에 대한 시나리오 분석을 진행하였다. 결과적으로 공적 주택금융 확대는 가계대출과 고정금리 대출 비중에 큰 영향을 미치지 않을 것으로 전망되나, 스태그플레이션 상황 하에서 기준금리 인상 충격이 발생할 경우 주택관련 가계대출은 큰 폭으로 감소하며 고정금리 대출 비중이 상승할 것으로 전망되었다. 다만 LBVAR을 사용한 국내 연구는 우리나라 거시경제 변수를 사용함에도 불구하고 해외 연구와 마찬가지로 구조변화와 소규모 개방경제라는 한국 거시경제 특유의 상황을 반영하지 않는다.

한편, 우리나라 소비자물가 예측에 관한 기존 연구는 주로 다양한 모형과 방법론의 성능을 비교하는데 주안점을 둔다. 최인·황승진(2012)에서 여러 모형에 대해 물가 상승률 예측 성능을 비교한 결과 요인(factor)들을 수준변수에서 추출한 동태적 회귀 모형이 가장 좋은 예측력을 보였다. 이진희·김덕파(2015)는 변수들의 차분 여부, 표본 내 기간 설정 방법, 시차항의 차수 설정 방법 등을 상이하게 설정한 94개의 자기회귀 및 벡터자기회귀 모형의 예측력을 비교하였다. 이 결과 물가상승률 단기예측에는 구간 확장법(recursive method)을 사용한 자기회귀모형, 장기예측에는 벡터 자기회귀 모형이 우수한 예측력을 나타냈다. 다만 앞선 두 연구는 모형을 설정하는데 있어 제한된 개수의 변수만을 포함한다. 따라서 누락변수 문제가 발생하여 예측에 편의가 발생했을 가능성이

존재한다.

강규호·김정성·신세림(2021)의 경우 베이지안 축소 기법 중 하나인 Spike-and-Slab Variable Selection (SSVS)를 적용한 ADL (Autoregressive Distributed Lag)을 사용하여 우리나라 물가상승률에 대한 예측을 실시한다. ADL 모형은 본고에서 제시하는 NL-LBVAR 모형과 마찬가지로 베이지안 축소를 적용한 모형이라 많은 수의 설명변수를 포함시킬 수 있다. 하지만 이는 단변량 모형이기 때문에 시나리오 분석에는 한계가 있으며 적용된 축소 기법이 상이하다.

### I-3. 주요결과 요약

본고는 27개의 대내외 변수를 포함한 NL-LBVAR 모형을 통해 예측, 시나리오 분석 및 반사실적 분석을 시행한다. 모형 추정을 위해 사용된 표본의 기간은 2003년 1분기부터 2022년 4분기까지이다. 예측 결과 2023년도 국내 실질 GDP 성장률은 연간 전체적으로는 1%대 중후반을 보일 것으로 일 것으로 나타났다.

시나리오 분석 결과, 미국의 실물경기 호조로 인해 장기금리와 단기금리가 인상되는 경우, 국내총생산, 민간소비와 설비투자 성장률이 개선되는 것으로 나타났다. 한편 글로벌 원자재 가격이 예상보다 상승하는 상황에서는 성장률이 감소하고 물가와 금리는 상승하는 양상을 보인다.

마지막으로 2022년도 상반기에 시행된 일련의 금리인상의 유효성을 평가하기 위해 시행한 counter-factual 분석 결과는 다음과 같다. 우선 소극적인 통화긴축을 가정하였을 경우, 원화가 크게 평가절하되었을 것으로 나타났으며, 성장률의 경우 소폭 개선되는 것으로 나타났다. 적극적 금리인상의 경우 소극적 금리인상과 반대의 결과가 나타났다.

본고의 분석결과는 다음과 같은 정책적 시사점을 제공한다. 우선 전망결과에 의하면 경기하락과 고물가 국면이 당분간 이어질 것으로 예상되기 때문에, 물가와 불황에 가장 취약한 차상위 계층을 보호하기 위한 제도정비와 정부의 적극적 지원이 요구된다. 또한, 시나리오 분석결과에 의하면 보다 강한 금리인상은 경기침체를 야기한다. 하지만 물가와 더불어 가계부채와 환율을 비롯한 금융안정적 측면을 고려했을 때 이는 불가피한 측면도 있다. 따라서 후속연구로 적절한 금리인상폭과 속도에 대한 보다 심층적인 연구가 필요하다. 마지막으로 counter-factual 분석 결과는 작년의 금리 조절이 환율과 경제성장을 감안했을 때 적절한 속도와 폭으로 이루어졌다는 것을 방증한다.

## I-4. 논문의 구성

본고의 구성은 다음과 같다. 우선 II-1장에서 LBVAR 모형을 소개하고 비선형성과 대외변수의 강외생성을 고려하기 위해 개량한 NL-LBVAR 모형을 제시한다. II-2장에서는 이 모형의 추정 방법, II-3장에서는 예측과 시나리오 분석 방법, 그리고 II-4장에서는 모형선택을 설명한다. III장에서는 예측, 시나리오 분석 및 counter-factual 분석 결과를 제시한다. 마지막으로 IV장은 연구 결과 요약과 정책적 제언이 이루어진다.

## II. 계량방법론

### II-1. 비선형 대규모 베이지안 VAR 모형 설정

#### 1) 선형 LBVAR 모형

VAR( $p$ ) 모형은 다음의 형태를 갖는다.

$$y_t = \Phi_1 y_{t-1} + \Phi_2 y_{t-2} + \cdots + \Phi_p y_{t-p} + u_t, \quad \forall t = 1, \dots, T. \quad (1)$$

이때  $y_t$ 는  $t$ 기의 관측치를 나타내며  $m$ 개의 변수로 구성된 열벡터이다. 첫 번째 관측치  $y_1$ 는  $p$ 기 이전까지의 관측치가 존재하는 첫 번째 관측치라고 가정한다. 또한 변수는 모두 평균을 제한 값이라고 가정하여 식에 절편항은 존재하지 않는다.  $\Phi_l (l = 1, \dots, p)$ 는  $m \times m$  계수행렬을,  $u_t$ 는 오차항을 나타낸다.

본고는 20개 이상의 종속변수가 존재하는 대규모 벡터 자기회귀(VAR) 모형을 고려한다. 서론에서 언급했듯이 대규모 모형은 실제 데이터 생성 과정(data generating process)에 포함된 변수가 누락되어 발생하는 내생성 문제를 예방할 수 있다. 하지만 파라미터 개수가 매우 많아 과도적합 문제에 취약하며 높은 파라미터 불확실성을 갖기 때문에 약한 사전분포를 상정할 경우 모형의 예측력이 매우 낮아진다. 과도적합과 파라미터 불확실성으로 인한 예측력 감소를 방지하기 위해 본고는 대표적인 축소 방법

중 하나인 미네소타 사전분포를 사용한다.<sup>3)</sup>

미네소타 사전분포는 크게 두 가지 경로를 통해 축소를 구현한다. 우선 종속변수와 시차( $l = 1, \dots, p$ )가 큰 설명변수일수록 계수의 사전분산을 낮게 설정하여 사전평균에 가까이 추정되도록 한다. 그리고 시차가 1인 설명변수 중 자기 시차에 대한 사전평균은 0.5, 나머지 설명변수의 사전평균은 0으로 설정한다. 이는 더 먼 과거의 값일수록 현재에 미치는 영향이 적을 것이라는 사전적인 믿음을 반영한다. 또한, 종속변수의 시차값이 다른 변수의 시차값보다 높은 분산을 갖는다. 따라서 종속변수의 시차값은 0이 아닌 값이 추정될 확률이 상대적으로 높으며, 이는 다른 변수의 시차값보다 자기 시차가 더 큰 영향을 미칠 것이라는 사전적인 믿음을 반영한다. 결과적으로 각 종속변수는 시차가 1이고 자기회귀계수가 0.5인 자기회귀모형으로 축소된다.

미네소타 사전분포를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\phi_{l,ij} | \lambda_1, \lambda_2 \sim N(b_{ij}^l, v_{ij}^l)$$

$$b_{ij}^l = \begin{cases} 0.5 & \text{if } i = j \text{ and } l = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

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

이때  $\phi_{l,ij}$ 은  $\Phi_l$ 의  $ij$ 번째 원소를 나타낸다.  $\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 는 계수를 사전평균으로 축소하는 정도를 결정하는 하이퍼파라미터다. 이는 연구자가 목적에 맞게 임의로 설정한 값이며 계수의 분산을 줄이는 역할을 하기 때문에 0과 1 사이의 값을 갖는다.  $\lambda_1$ 은 모든 계수에 적용되는 축소의 정도를 나타내기 때문에 전역적 축소 파라미터(global shrinkage parameter)라고 한다.  $\lambda_2$ 는  $i \neq j$ 일 때, 즉 종속변수의 과거변수와는 다른 설명변수에만 추가로 적용되는 축소의 정도를 나타내기 때문에 국소적 축소 파라미터(local shrinkage parameter)라고 한다.

$\sigma_i$ 는 위 모형을 최소자승법으로 추정한  $i$ 번째 오차항의 표준오차를 나타내며

3) 미네소타 사전분포를 처음 제안한 Litterman (1986)은 VAR 추정시 레벨변수를 사용했기에 임의의 보행(random walk)을 선호하는 사전분포를 가정하지만, 본고는 성장률 변수를 사용하므로 안정적(stationary)인 AR(1) 모형을 선호하는 사전분포를 설정한다는 점에 차이가 있다.

$\sigma_i/\sigma_j$ 는 변수들의 스케일을 고려하는 역할을 한다.  $l$ 은 회귀계수의 시차를 나타내며 시차가 높을수록 회귀계수는 0으로 강하게 축소된다.

$\delta_{ij}$ 는 대외변수에 강외생성을 부여하는 파라미터다. 이는 소규모 개방경제인 우리나라 경제의 특성상 국내변수는 대외변수에 영향을 미치지 않는다는 원리를 모형에 반영하기 위해 설정한다. 예를 들어 미국의 성장률이나 장단기 금리는 국내 거시경제 변수에 영향을 줄 수 있지만 그 반대의 방향으로의 영향을 미칠 수 없다. 동시에 대외 변수들은 상호간에 영향을 줄 수 있다. 따라서 종속변수가 대외변수인 경우, 설명 변수가 대내변수에 해당하는 회귀계수에 대해서는 매우 작은 값의 분산을 부여하여 0으로 축소시킨다.

구체적으로  $\delta_{ij}$ 의 값은 다음과 같이 결정된다. 단, 관측치 벡터  $y_t$ 에 속한 국내변수의 개수를  $\eta$ 로 나타낸다. 그리고  $y_t$ 의 앞의  $\eta$ 개의 원소는 국내변수, 뒤의  $m-\eta$ 개의 원소는 대외변수라고 가정한다.

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 0.0000001 & \text{if } i \leq \eta \text{ and } j > \eta \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

모형 (1)을 Seemingly Unrelated Regressions (SUR) 형태로 간단히 표현하기 위해 계수행렬을 하나의 벡터  $\beta = \text{vec}([\Phi_1, \dots, \Phi_p]')$ 로 재구성하고 이에 상응하도록 설명 변수를  $x_t' = I_{m \times m} \otimes [y_{t-1}', \dots, y_{t-p}']$  행렬로 구성한다. 단,  $I_{m \times m}$ 은  $m \times m$  단위 행렬을 나타내며  $0_{m \times 1}$ 은 모든 원소가 0인  $m \times 1$  열벡터를 나타낸다.<sup>4)</sup>

$$y_t = x_t' \beta + u_t, \quad u_t \sim N(0_{m \times 1}, \Omega).$$

이때 표준적인 베이지안 접근법에 따라 계수 벡터와 오차항의 공분산에 대해  $\beta \sim N(\beta_0, B_0)$ ,  $\Omega \sim IW(\nu_0, R_0)$ 라 가정한다.  $B_0$ 는 대각행렬로 각 원소가 서로 독립이라고 가정하며  $\beta_0$ 와  $B_0$ 의 원소는 각각 식 (2)와 (3)에 의해 값이 정해진다.  $\Omega$ 의 사전분포의 경우, 사전평균은 최소자승법을 이용해서 구한 공분산 추정치 대각원소를 사전평균의 대각행렬에 상응하게 설정한다.

4) 마찬가지로 임의의 수  $a, b$ 에 대해  $0_{a \times b}$ 은 모든 원소가 0으로 구성된  $a \times b$  행렬을 나타낸다.

## 2) 비선형 LBVAR 모형

앞서 설명했듯이 우리나라 경제는 해외 선진국에 비해 구조변화가 뚜렷하게 관측되기 때문에 이를 모형에서 고려할 필요가 있다. 이러한 거시경제 변수들의 불안정성(non-stationarity) 내지 비선형성을 모형에 반영하기 위해 변수의 평균이 시변한다고 가정한다. 구체적으로 각 시점의 평균  $\mu_t$ 를 제한 값은 안정적인 VAR( $p$ ) 과정을 따른다고 가정한다.

$$y_t - \mu_t = \Phi_1(y_{t-1} - \mu_{t-1}) + \dots + \Phi_p(y_{t-p} - \mu_{t-p}) + u_t, \quad u_t \sim N(0_{m \times 1}, \Omega). \quad (4)$$

나아가  $\mu_t$ 는 임의의 보행(random walk)을 따른다고 가정한다.

$$\mu_t = \mu_{t-1} + v_t, \quad v_t \sim N(0_{m \times 1}, \Sigma). \quad (5)$$

서론에서 언급한 바와 같이 분석 대상 주요 거시경제변수 자료에는 평균에 점진적인 추세를 갖는 변수와 평균이 상수에 가까운 변수가 모두 포함된다. 각 변수에 대한 점진적 구조변화 여부를 연구자가 자의적으로 판단하지 않고, 통계자료의 정보에 의해서 결정되도록 본고는 George & McCulloch (1993)이 제시한 Spike-and-slab 사전분포를 도입한다.<sup>5)</sup> 단,  $1_{m \times 1}$ 은 모든 원소가 1로 구성된  $m \times 1$  열벡터를 의미한다.

$$\begin{aligned} q &\sim \text{Beta}(a_0, c_0) \\ \gamma^k &\sim \text{Bernoulli}(q), \quad \forall k = 1, 2, \dots, m \\ \Gamma &= (\gamma^1, \dots, \gamma^m)' \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \sigma^k | \Gamma &\sim \text{IG}((a_{10}\gamma^k + a_{00}(1-\gamma^k))/2, (c_{10}\gamma^k + c_{00}(1-\gamma^k))/2), \\ &\quad \forall k = 1, 2, \dots, m \\ \Sigma &= \text{diag}(\sigma^1, \sigma^2, \dots, \sigma^m) \end{aligned} \quad (7)$$

여기서  $q$ 는 임의의 변수 평균이 추세를 보일 확률, 즉 평균이 상수가 아닌 확률을

5) Stochastic Search Variable Selection (SSVS) 사전분포라고도 불린다.

의미한다.  $r^k$ 는  $k$ 번째 변수의 평균에 추세가 존재하는지를 나타내는 지시변수다.  $\gamma^k=0$ 일 때 추세가 존재하지 않는 안정계열임을 나타내며, 반대로  $\gamma^k=1$ 이면, 평균에 확률적 추세가 존재하는 불안정 계열임을 나타낸다.

$a_{00}$ ,  $c_{00}$ 와  $a_{10}$ ,  $c_{10}$ 은 각각 지시변수가 0 또는 1인 경우,  $\sigma^k$ 의 사전분포 하이퍼파라미터에 해당한다. 지시변수가 0( $\gamma^k=0$ )일 때 평균에 추세가 존재하지 않는다는 것을 의미하므로  $c_{00}$ 는 작은 값으로 설정하며, 반대인 경우  $c_{10}$ 은 큰 값으로 설정한다. 구체적으로  $\gamma^k=0$ 이면, 식 (5)  $v_t$ 의 분산은 매우 작은 값을 갖게 되어  $v_t$ 는 높은 확률로 0에 가까운 값을 갖게 된다. 따라서  $\mu_T^k \simeq \mu_{T-1}^k \simeq \dots \simeq \mu_1^k$ 가 성립하며 이는 평균에 추세가 존재하지 않는 상수에 가깝다는 것을 의미한다. 반대로  $\gamma^k=1$ 일 경우  $v_t$ 의 분산은 큰 값을 갖게 되어 해당 변수의 평균은 추세를 보일 가능성이 커진다.

위와 같이  $\mu_t$ 를 모형화함으로써 확률적 추세의 존재 여부와 존재하는 확률적 추세에 대한 추정을 일-단계 추정(one-step estimation)할 수 있다는 장점이 있다. 만약  $\mu_t$ 가 시변 함에도 이를 무시하고 추정하게 되면 파라미터의 추정치에 편의가 발생한다. 그러면 이에 기반을 둔 예측과 시나리오 분석결과에 대한 신뢰성도 대단히 낮아질 수밖에 없다. 기존 연구와 차별화되는 본 연구의 가장 주요한 특징은 우리나라와 같이 각 거시변수 별로 구조변화 양상이 상이한 경우 이를 자동적으로 분류되고 추정될 수 있는 모형과 추정방법을 개발하였다는 점이다.

## II-2. 추정방법

이번 장은 모형 파라미터  $\theta = (\beta, \Omega, \Sigma, I, q)$ 와 상태변수  $M = \{\mu_t\}_{t=1}^T$ 의 추정 방법에 관해 설명한다. 베이지안 모형에서 추정이란 관측치  $Y = \{y_t\}_{t=1}^T$ 가 주어졌을 때 추정 대상의 분포, 즉 결합사후분포를 도출하는 것이다. 이는 베이즈 법칙(Bayes' rule)에 의해 우도와 결합사전분포에 대한 식으로 표현된다.

$$\pi(\theta, M|Y) = \frac{f(Y|\theta, M)}{f(Y)} \cdot \pi(M|\theta)\pi(\theta) \quad (8)$$

단,  $\pi(\cdot)$ 와  $f(\cdot)$ 은 각각 밀도함수와 우도함수를 나타낸다.

본고에서 제시하는 모형의 결합사후분포는 표준적이지 않기 때문에 해석적으로 도출할 수 없다. 하지만 각 파라미터에 대해서 관측치와 나머지 파라미터의 값이 주어졌을 때의 분포, 즉 완전 조건부 분포(full conditional distribution)는 해석적으로 도출할 수 있다. 따라서 각 모수의 완전 조건부 분포로부터 샘플을 반복적으로 추출하는 방법인 깁스-샘플링(Gibbs-sampling)을 통해 결합사후분포를 수치적으로 계산한다.

구체적으로 깁스-샘플링은 각 파라미터와 상태변수의 완전 조건부 분포로부터 추출하는 과정을  $n$ 번의 반복시행동안 진행한다. 각 추출단계에서 조건부로 설정된 파라미터 혹은 상태변수는 직전에 추출된 값을 사용한다. 즉,  $j$ 번째 반복시행에서 이미 추출된 파라미터는  $j$ 번째 샘플을 사용하며 아직 추출이 진행되지 않은 파라미터에 대해서는  $j-1$ 번째 샘플의 값을 사용한다. 단, 첫 번째 반복시행의 경우 사전분포로부터 추출한다. 이러한 과정을 통해 추출된 샘플의 분포는 반복시행 회수가 많아질수록 결합사후분포로 수렴한다는 사실이 알려져 있다.

추정의 효율성과 편의를 위해 아래와 같이 추정 대상을 여섯 개의 블록으로 나누어 순차적으로 추출한다. 단, 완전 조건부 분포 도출 과정에서 조건부로 주어지지 않아도 무관한 파라미터의 경우 표기를 생략한다.  $\beta$ 는 계수 벡터,  $\Omega$ 은 오차항  $u_t$ 의 공분산,  $\Sigma$ 는 오차항  $v_t$ 의 공분산,  $q$ 는 변수 평균이 추세를 가질 확률,  $\Gamma$ 는 각 변수에 추세가 존재하는지를 나타내는 지시변수 벡터이다. 상태변수  $M$ 은  $M = \{\mu_t\}_{t=1}^T$ 이다. 초기값으로  $M$ 은 각 변수의 시간추세,  $\Omega$ 는 사전평균값에서 초기화하였으며,  $\Gamma$ 의 초기값은 1벡터이다.



### 〈깁스 샘플링 알고리즘〉

Step 1:  $\beta | Y, M, \Omega$

Step 2:  $\Omega | Y, M, \beta$

Step 3:  $\Sigma | M, \Gamma$

Step 4:  $q | \Gamma$

Step 5:  $\Gamma | M, \Sigma, q$

Step 6:  $M | Y, \beta, \Omega, \Sigma$

각 블록에 대한 구체적인 샘플링 방법은 다음과 같다.

#### 1) $\beta$ 샘플링

$\beta$ 의 완전 조건부 분포는 베이지 법칙에 따라 우도와 사전분포에 대한 비례식으로 표현할 수 있다. 이때 등식이 아닌 비례식으로 표현하는 이유는 우도와 사전분포 이외의 부분은  $\beta$ 에 대한 함수가 아니며 오직 완전 조건부 분포의 적분값을 1로 만드는 역할만을 하기 때문이다.

$$\pi(\beta | Y, M, \Omega) \propto f(Y | M, \beta, \Omega) \cdot \pi(\beta)$$

우선 우도함수를 도출하기 위해 매 시점 변수들의 평균을 제한 값을  $\tilde{y}_t = y_t - \mu_t$ , 그리고 시차값을 재구성한 행렬을  $\tilde{x}_t' = I_m \otimes [\tilde{y}_{t-1}', \dots, \tilde{y}_{t-p}']$ 라고 정의하여 식 (4)를 SUR 형태로 변형한다. 단,  $\beta$ 는 앞서 선형 LBVAR 모형에서 정의한 바와 같다.

$$\tilde{y}_t = \tilde{x}_t' \beta + u_t, u_t \sim N(0_{m \times 1}, \Omega).$$

이에 따라 우도함수에 대해 다음의 비례식이 성립한다.

$$f(Y | M, \beta, \Omega) \propto \exp \left[ -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\tilde{y}_t - \tilde{x}_t' \beta)' (\Omega)^{-1} (\tilde{y}_t - \tilde{x}_t' \beta) \right]$$

또한,  $\beta$ 의 사전밀도는 앞서 정의한 사전분포에 따라 다음의 비례식을 만족한다.

$$\pi(\beta) \propto \exp \left[ -\frac{1}{2} (\beta - \beta_0)' B_0^{-1} (\beta - \beta_0) \right]$$

단,  $\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 는 각각  $0.1^2$ 과  $0.5^2$ 이다.

$\beta$ 의 완전 조건부 분포는 다음과 같이 도출된다.

$$\beta | Y, M, \Omega \sim N(\beta_1, B_1),$$

$$\beta_1 = B_1 \left( \sum_{t=1}^T \tilde{x}_t \Omega^{-1} \tilde{y}_t + B_0^{-1} \beta_0 \right), B_1 = \left( \sum_{t=1}^T \tilde{x}_t \Omega^{-1} \tilde{x}_t' + B_0^{-1} \right)^{-1}.$$

$\beta$ 를 완전 조건부 분포로부터 추출하는데 있어 고려해야 할 사항은  $\tilde{y}_t$ 가 안정계열이라는 것이다. 이에 빈도주의 접근법에 따라 계수행렬  $\Phi_1, \dots, \Phi_p$ 로 구성된 다음 행렬의 특성근 중 최대값이 1보다 작도록 제약한다. 이러한 제약은 정상성 조건을 만족하게 하여 충격 반응 함수가 0으로 수렴하도록 만드는 역할을 한다.

$$\begin{pmatrix} \Phi_1 & \Phi_2 & \dots & \Phi_p \\ & & & 0_{m \times m} \\ & I_{m(p-1) \times m(p-1)} & & \vdots \\ & & & 0_{m \times m} \end{pmatrix}$$

만일  $j$ 번째 반복시행에서 추출한  $\beta$ 가 이를 만족하지 않는다면  $j-1$ 번째 반복시행에서 추출된 값을 그대로  $j$ 번째 샘플로 사용한다.

참고로  $\beta$ 의 원소 중 종속변수가 대외변수며 설명변수가 국내변수에 해당하는 계수들은 항상 0으로 추출된다. 이는 미네소타 사전분포를 설정할 때 이 원소들의 사전분포가 매우 강하게 설정되었기 때문이다. 구체적으로 식 (3)에서 이러한 원소들은  $\delta$ 가 매우 작은 값으로 설정되었기 때문에 0에 대부분의 확률밀도가 집중되어 있다. 따라서 베이지안 업데이트의 영향이 매우 작으며 사후분포는 사전분포와 크게 다르지 않게 된다.

## 2) $\Omega$ 샘플링

관측식 오차항의 공분산도 마찬가지로 완전 조건부 분포를 베이지 법칙에 따라 우도와 사전확률밀도에 대한 비례식으로 표현한다.

$$\pi(\Omega|Y, M, \beta) \propto f(Y|M, \beta, \Omega) \cdot \pi(\Omega)$$

우도와 사전밀도함수를  $\Omega$ 에 대한 비례식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} f(Y|M, \beta, \Omega) &\propto |\Omega|^{-\frac{T}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\tilde{y}_t - \tilde{x}_t' \beta)' \Omega^{-1} (\tilde{y}_t - \tilde{x}_t' \beta)\right) \\ \pi(\Omega) &\propto |\Omega|^{-\frac{\nu_0 + p + 1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \text{tr}(R_0 \Omega^{-1})\right) \end{aligned}$$

여기서 사전분포의 자유도,  $\nu_0$ 는  $(m+2)$ 이고  $\Omega_{OLS}$ 은 VAR(1)의 최소자승 추정치이며  $R_0 = \Omega_{OLS}^{-1}/\nu_0$ 이다.

따라서  $\Omega$ 의 완전 조건부 분포는 다음과 같다.

$$\Omega|Y, M, \beta \sim \text{InverseWishart}(\nu_0 + T, R_0 + \sum_{t=1}^T (\tilde{y}_t - \tilde{x}_t' \beta)(\tilde{y}_t - \tilde{x}_t' \beta)').$$

## 3) $\Sigma$ 샘플링

식 (5)에 제시된 오차항  $v_t$ 의 공분산  $\Sigma$ 는 대각행렬이기 때문에 각 상태변수는 독립이다. 따라서  $\Sigma$ 의  $k$ 번째 대각원소  $\sigma^k$ 에 대해 다음과 같은 비례식이 성립한다.  $M^k = \{\mu_t^k\}_{t=1}^T$ 는  $k$ 번째 변수 평균의 확률적 추계과정을 나타낸다.

$$\pi(\sigma^k|M^k, \gamma^k) \propto f(M^k|\gamma^k, \sigma^k) \cdot \pi(\sigma^k|\gamma^k)$$

이때  $\mu_t^k \sim N(\mu_{t-1}^k, \sigma^k)$ 가 성립하므로 우도는 아래와 같이 계산된다.

$$f(\mu_1^k, \dots, \mu_T^k | \sigma^k) = (2\pi\sigma^k)^{-\frac{T}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^k} \sum_{t=1}^T (\mu_t^k - \mu_{t-1}^k)^2\right)$$

또한  $\sigma^k$ 의 사전분포는 식 (6)와 (7)에 따라 주어진  $\gamma^k$ 의 값에 따라 달라진다.

$$\pi(\sigma^k | \gamma^k = 0) \propto (\sigma^k)^{-(a_{00}+1)} \cdot \exp(-c_{00}/\sigma^k)$$

$$\pi(\sigma^k | \gamma^k = 1) \propto (\sigma^k)^{-(a_{10}+1)} \cdot \exp(-c_{10}/\sigma^k)$$

단,  $a_{00} = a_{10} = 50$ ,  $c_{00} = 0.0001 \times a_{00}$ ,  $c_{10} = 0.1 \times a_{10}$ 이다.

결과적으로  $\sigma^k$ 의 완전 조건부 분포는 다음과 같다.

$$\sigma^k | M, \Gamma, q \sim IG((a_{10}\gamma^k + a_{00}(1-\gamma^k) + T)/2, (c_{10}\gamma^k + c_{00}(1-\gamma^k) + \sum_{t=1}^T (\mu_t^k - \mu_{t-1}^k)^2)/2).$$

#### 4) $q$ 샘플링

$q$ 의 완전 조건부 분포도 베이지 법칙에 따라 우도와 사전분포에 대한 비례식으로 전개하고  $q$ 와 무관한 항은 정규화 상수에 해당하므로 상수로 처리한다.

$$\pi(q | \Gamma) \propto \pi(\Gamma | q) \cdot \pi(q)$$

평균에 추세가 존재하여 지시변수가 1인 종속변수의 개수를  $m_1$ 이라 나타낼 경우,

$\pi(\Gamma | q) = q^{m_1} \cdot (1-q)^{m-m_1}$ 이므로 완전 조건부 분포는 다음과 같다.

$$q|I \sim \text{Beta}(a_0 + m_1, c_0 + (m - m_1)).$$

단,  $a_0 = 5$ ,  $c_0 = 5$  이다.

### 5) $I$ 샘플링

$I$ 에 대한 샘플링은 각 원소  $\gamma^k$  ( $k=1, \dots, m$ )에 대해 순차적으로 이루어진다.  $\gamma^k$ 의 완전 조건부 분포를 베이지 법칙에 따라 우도와 사전분포에 대한 비례식으로 전개하고 무관한 항을 상수로 처리하면 다음과 같다. 단  $I_{-k}$ 는  $I$ 에서  $k$ 번째 원소를 제외한 벡터를 나타낸다.

$$\pi(\gamma^k|M, I_{-k}, \sigma^k, q) \propto \pi(\sigma^k|\gamma^k) \cdot \pi(\gamma^k|q).$$

완전 조건부 확률을 도출하기 위해 위 비례식의 우변에 대해 다음과 같이 정의한다.

$$\pi^*(\gamma^k = i) = \pi(\sigma^k|\gamma^k) \cdot \pi(\gamma^k = i|q) \text{ for } \forall i = 0, 1.$$

이때  $\pi(\gamma^k = 1|q) = q$  이다. 또한,  $\pi(\sigma^k|\gamma^k)$ 는 앞선  $\Sigma$  샘플링 과정과 마찬가지로 지시 변수의 값에 따라 계산된다.

마지막으로  $\gamma^k$ 가 이산적이라는 사실을 활용하여 아래와 같이 완전 조건부 확률을 도출한다.

$$\begin{aligned} \Pr(\gamma^k = 1|M, \Sigma, q, I_{-k}) &= \frac{\pi^*(\gamma^k = 1)}{\pi^*(\gamma^k = 1) + \pi^*(\gamma^k = 0)} \\ \Pr(\gamma^k = 0|M, \Sigma, q, I_{-k}) &= 1 - \Pr(\gamma^k = 1|M, \Sigma, q, I_{-k}) \end{aligned}$$

### 6) 상태변수 $M = \{\mu_t\}_{t=1}^T$ 샘플링

$M$ 은 관측되지 않기 때문에 Kim and Nelson (1999)에서 제시한 상태공간 모형 추정 방법을 이용하여 상태변수  $M$ 을 추정한다. 이를 위해 식 (4)와 (5)를 상태공간 표현식

(state-space representation)으로 나타낸다. 우선 식 (5)를 평균과정의 현재와  $p$ 기 이전까지의 시차값으로 구성된 벡터  $g_t' = (\mu_t', \mu_{t-1}' \cdots, \mu_{t-p}')$ 에 대해 나타내면 아래와 같은 관계식이 성립한다.

$$\begin{pmatrix} \mu_t \\ \mu_{t-1} \\ \vdots \\ \mu_{t-p} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_m & 0_{m \times m} & \cdots & 0_{m \times m} \\ I_m & & & \vdots \\ & \ddots & & \vdots \\ & & I_m & 0_{m \times m} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mu_{t-1} \\ \mu_{t-2} \\ \vdots \\ \mu_{t-p-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} I_m \\ 0_{m \times m} \\ \vdots \\ 0_{m \times m} \end{pmatrix} \cdot v_t,$$

$$g_t = Fg_{t-1} + Wv_t, v_t \sim N(0_{m \times 1}, \Sigma). \quad (9)$$

또한, 식 (4)를 변형하여  $g_t$ 에 관한 식으로 표현한다.

$$\begin{aligned} y_t &= x_t' \beta + (\mu_t - \Phi_1 \mu_{t-1} - \cdots - \Phi_p \mu_{t-p}) + u_t \\ &= x_t' \beta + (X_0 g_t - \Phi_1 X_1 g_t - \cdots - \Phi_p X_p g_t) + u_t \\ &= x_t' \beta + (X_0 - \Phi_1 X_1 - \cdots - \Phi_p X_p) g_t + u_t \end{aligned}$$

이때  $X_k (k=0, 1, \dots, p)$ 는  $m \times m(p+1)$  선택행렬로 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} X_0 &= [I_{m \times m}, 0_{m \times m}, \dots, 0_{m \times m}], \\ X_1 &= [0_{m \times m}, I_{m \times m}, \dots, 0_{m \times m}], \\ &\vdots \\ X_p &= [0_{m \times m}, 0_{m \times m}, \dots, I_{m \times m}]. \end{aligned}$$

마지막으로  $X = X_0 - \Phi_1 X_1 - \cdots - \Phi_p X_p$ 라 정의하면 관측식은 다음과 같이 간단하게 표현된다.

$$y_t = x_t' \beta + Xg_t + u_t, u_t \sim N(0_{m \times 1}, \Omega). \quad (10)$$

전환식 (9)과 관측식 (10)은 제시된 모형의 상태공간 표현식에 해당하므로 칼만 필터를 적용하여 평균과정  $M = \{\mu_t\}_{t=1}^T$ 의 완전 조건부 분포를 도출한다. 칼만 필터는 아래 6개의 식으로 구성된다.<sup>6)</sup> 단,  $g_{i|j} = E(g_i|y_1, \dots, y_j, \theta)$ 와  $y_{i|j} = E(y_i|y_1, \dots, y_j, \theta)$ 는  $j$ 기까지의 관측치와 모형의 파라미터  $\theta = (\beta, \Omega, \Sigma, q, I)$ 가 주어졌을 때 각각  $i$ 기의 상태변수와 종속변수에 대한 기댓값을 나타낸다.

또한,  $P_{i|j} = \text{Var}(y_i|y_1, \dots, y_j, \theta)$ 와  $f_{i|j} = \text{Var}(y_i|y_1, \dots, y_j, \theta)$ 는 마찬가지로  $j$ 기까지의 관측치와 모형의 파라미터가 주어졌을 때  $i$ 기의 상태변수와 종속변수에 대한 공분산을 나타낸다.

$$\begin{aligned} g_{t|t-1} &= Fg_{t-1|t-1} \\ P_{t|t-1} &= FP_{t-1|t-1}F' + W\Sigma W' \\ y_{t|t-1} &= x_t'\beta + Xg_{t|t-1} \\ f_{t|t-1} &= XP_{t|t-1}X' + \Omega \\ g_{t|t} &= g_{t|t-1} + P_{t|t-1}X'(f_{t|t-1})^{-1}(y_t - y_{t|t-1}) \\ P_{t|t} &= P_{t|t-1} - P_{t|t-1}X'(f_{t|t-1})^{-1}XP_{t|t-1} \end{aligned}$$

초기값  $g_{0|0}$ 와  $P_{0|0}$ 가 주어지면 위 식을 반복적으로 적용해  $g_{t|t}$ ,  $P_{t|t}$  ( $t=1, \dots, T$ )를 도출할 수 있다. 상태변수가 안정계열일 경우 초기값은 비조건부 평균과 공분산으로 설정하지만  $\mu_t$ 는 사전적으로 불안정 계열이므로 초기값은  $g_{0|0} = 0_{m \times 1}$ ,  $P_{0|0} = 10 \times I_{m(p+1)}$ 로 설정한다.

상태변수의 완전 조건부 분포는 다음과 같이 조건부 분포로 전개된다.

6) 칼만필터 유도에 대한 보다 자세한 사항은 Kim and Nelson(1999)을 참조하라.

$$\begin{aligned}
& f(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_T | Y, \theta) \\
&= f(\mu_T | Y, \theta) \cdot f(\mu_{T-1} | \mu_T, Y, \theta) \cdots f(\mu_2 | \mu_3, \dots, \mu_T, Y, \theta) \cdot f(\mu_1 | \mu_2, \dots, \mu_T, Y, \theta) \\
&= f(\mu_T | Y, \theta) \cdot f(\mu_{T-1} | \mu_T, Y_{T-1}, \theta) \cdots f(\mu_2 | \mu_3, Y_2, \theta) \cdot f(\mu_1 | \mu_2, y_1, \theta) \\
&= f(\mu_T | Y, \theta) \cdot \prod_{t=1}^{T-1} f(\mu_t | \mu_{t+1}, Y_t, \theta)
\end{aligned}$$

이때 첫 번째 등호는 조건부 분포의 성질에 의해 성립하며 두 번째는 평균과정이 마코프 과정(Markov process)을 따른다는 가정에 의해 성립한다. 위 식에 따르면, 상태변수 샘플링은 현재까지의 관측치와 다음 기의 상태변수가 주어졌을 때 각 시점의 상태변수를 추출하는 것을 의미한다. 이를 활용하여 표본의 마지막 시점(T)부터 역순으로 상태변수를 추출하는 기법을 backward recursion이라고 한다.

마지막 기의 상태변수는 칼만 필터로부터 도출된 분포로부터 추출한다.

$$g_T | Y, \theta \sim N(g_{T|T}, P_{T|T})$$

그리고 나머지  $T-1, T-2, \dots, 1$ 기에 대해서는 다변량 정규분포의 성질을 활용하여 칼만 필터로부터 도출한 다음의 분포로부터 역순으로 추출한다.

$$\begin{aligned}
g_t | g_{t+1}, Y_t, \theta &\sim N(g_{t|t} + P_{t|t} F'(P_{t+1|t})^{-1} (g_{t+1} - g_{t+1|t}), \\
&P_{t|t} - P_{t|t} F'(P_{t+1|t})^{-1} F P_{t|t})
\end{aligned}$$

이로써 상태변수 샘플링 과정이 완료된다.

참고로 회귀계수의 축소 정도를 결정하는  $(\lambda_1, \lambda_2)$ 는 연구자가 설정하는 하이퍼파라미터다. 이번 연구에서 이들은 모형의 주변 우도를 극대화하는 최적 조합을 찾는 모형 비교를 통해 구한다. 시차  $p$ 의 값도 마찬가지로 모형 비교를 통해 최적값을 구한다. 따라서 모형 추정과정에서는 이들의 값이 주어진 것으로 가정한다.



## II-3. 예측 및 시나리오 분석

### 1) 분포 예측

이번 절에서는 예측치와 시나리오 분석 결과를 도출하는 계량적 방법론에 대해 설명한다. 우선 1기 이후 예측치의 분포는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} y_{T+1} &= \tilde{y}_{T+1} + \mu_{T+1} \\ \text{단, } \tilde{y}_{T+1} &\sim N(x_{T+1}'\beta, \Omega) \\ \mu_{T+1} &\sim N(\mu_T, \Sigma) \end{aligned}$$

이때  $x_{T+1}' = I_m \otimes [y_T', \dots, y_{T-p+1}']$ 이므로 설명변수는 관측치로 주어져 있으며 모형 추정과정에서 파라미터  $\beta, \Omega, \Sigma$ 와 상태변수  $\mu_T$  역시 추출된다. 따라서 단순 계산을 통해 추출 반복시행마다 예측치를 예측 분포에서 추출할 수 있다. 이 때, 반복시행에 걸쳐 추출된 예측치 샘플의 평균이 바로 점-예측치 (point-forecast)에 해당한다.

2기 이후 예측치의 분포는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} y_{T+2} &= \tilde{y}_{T+2} + \mu_{T+2} \\ \text{단, } \tilde{y}_{T+2} &\sim N(x_{T+2}'\beta, \Omega) \\ \mu_{T+2} &\sim N(\mu_{T+1}, \Sigma) \end{aligned}$$

이 경우 설명변수  $y_{T+1}$ 과  $\mu_{T+1}$ 은 관측 혹은 추정의 대상이 아니기 때문에 이전 기 예측에서 추출된 값을 사용한다. 예측 분포에서 추출된 값을 다음 기의 예측 분포를 도출할 때 사용하는 방법을 반복 예측(iterated forecast)라고 한다. 1기 이후 예측치와 마찬가지로 샘플들의 평균이 해당기의 점-예측에 해당한다.

### 2) 시나리오 분석

시나리오 분석과정은 다음과 같다. 시나리오 분석이란 미래의 특정 사건이 일어난다는 가정하에 예측하는 것으로, 조건부 예측을 통해 실행할 수 있다. 우선 비조건부 예측

에서는 1기 이후 충격벡터  $\mu_{T+1} \sim N(\mu_T, \Sigma)$ 가 결합정규분포에서 샘플링된다. 반면, 시나리오 분석에서는 벡터  $\mu_{T+1}$  중 일부는 시나리오 충격이고, 나머지 충격은 확률 변수에 해당한다. 시나리오 충격은 연구자의 연구목적에 따라 외생적으로 설정되어 고정되고, 나머지 충격은 주어진 시나리오 충격 하에서 조건부 정규분포로부터 생성된다. 이렇게  $\mu_{T+1}$ 가 생성되면  $\tilde{y}_{T+1} = x_{T+1}'\beta + u_{T+1}$ 가 만들어진다. 이후  $\mu_{T+1}$ 와  $y_{T+1}$ 의 생성은 비조건부 예측과 동일하다. 이런 과정을  $T+2, T+3, \dots$ 에 대해서 반복하면 된다. 시나리오가 충격을 통해 반영되기 때문에 시나리오 충격의 파급경로와 크기에  $\Omega$ 의 역할이 대단히 중요하다. 시나리오 분석결과는 조건부 예측평균과 비조건부 예측평균의 차이로 판별한다.

#### II-4. 모형 비교와 주변 우도

앞서 언급한 바와 같이 전역적 축소 파라미터  $\lambda_1$ 과 국소적 축소 파라미터  $\lambda_2$ , 그리고 모형 시차  $p$ 는 추정 대상이 아니라 연구자가 설정하는 하이퍼파라미터에 해당한다. 회귀식에 변수를 포함할지의 여부, 혹은 오차항에 설정하는 분포와 마찬가지로 하이퍼파라미터에 어떠한 값을 부여하는지에 따라 데이터 생성 과정이 변화한다. 즉, 모형의 구조가 같더라도 하이퍼파라미터 값이 다르다면 서로 다른 모형에 해당한다. 연구자는 연구목적과 데이터의 특성에 따라 이들에 최적의 값을 부여해야 하며 이러한 과정을 모형 비교, 혹은 하이퍼파라미터 튜닝이라고 한다.

본고는 모형 비교를 위해 가장 표준적인 베이지안 모형 비교 기준인 주변 우도(marginal likelihood)를 사용한다. 이는 각 모형이 얼마나 단순하면서도 관측된 데이터를 잘 설명하는지에 대한 측도인데 모형 혹은 하이퍼파라미터가 조건부로 주어졌을 때 관측치가 실현될 확률로 정의된다. 구체적으로 주변 우도는 베이지법칙을 나타내는 식 (11)의  $f(Y|D)$ 에 해당한다.

$$\pi(\theta|Y, D) = \frac{f(Y|\theta, D)}{f(Y|D)} \cdot \pi(\theta|D) \quad (11)$$

식 (8)과 (11)은 모두 베이지 법칙을 나타내지만, 전자가 암묵적으로 모형이 주어진 것으로 가정한 반면 후자는 모형  $D$ 가 명시적으로 조건부로 주어진다는 차이점이 있다. 또 하나의 차이점은 모형 파라미터  $\theta$ 가 추정대상 중 은닉인자  $\Gamma, M$ 를 제외한

$(\beta, \Omega, \Sigma, q)$ 를 의미한다는 것이다. 이는 은닉인자를 적분해야 주변 우도의 정의에 부합하기 때문이다.

본고가 제시한 모형의 주변 우도는 해석적으로 도출되지 않기 때문에 Chib 기법 (Chib, 1995)을 사용하여 수치적으로 계산한다. 이를 위해 식 (11)을 주변 우도에 대해 표현하고 양변에 로그를 취한다.

$$\log f(Y|D) = \log f(Y|\theta, D) + \log \pi(\theta|D) - \log \pi(\theta|Y, D)$$

우변의 첫 번째 항과 두 번째 항은 각각 로그 우도와 로그 사전밀도에 해당하며 이들은 직접적으로 계산할 수 있다. 반면 사후 밀도는 해석적으로 도출되지 않기 때문에 수치적으로 근사해야한다. 이때 유의해야할 점은 사후 밀도의 절대값이 지나치게 크면 계산이 부정확해진다는 것이다. 따라서 사후 최빈값  $\hat{\theta} = (\hat{\beta}, \hat{\Omega}, \hat{\Sigma}, \hat{q})$ 를 대입하여 수치적인 문제를 방지한다. 이는 식 (11)은  $\theta$ 의 값에 무관하게 성립하는 항등식이기 때문에 가능한 해결책이다.

다음으로 주어진 모형  $D$ 에 대한 사후 밀도를 각 파라미터의 조건부 밀도로 전개한다.

$$\begin{aligned} \pi(\hat{\beta}, \hat{\Omega}, \hat{\Sigma}, \hat{q} | Y, D) &= \pi(\hat{q} | \hat{\beta}, \hat{\Omega}, \hat{\Sigma}, Y, D) \cdot \pi(\hat{\Sigma} | \hat{\beta}, \hat{\Omega}, Y, D) \\ &\quad \cdot \pi(\hat{\Omega} | \hat{\beta}, Y, D) \cdot \pi(\hat{\beta} | Y, D) \end{aligned} \quad (12)$$

Chib 기법에 따라 식 (12)의 우변에 있는 각 파라미터에 대한 조건부 밀도를 개별적으로 계산하여 좌변의 결합 사후 밀도를 도출한다. 우선 우변의 마지막 조건부 밀도는  $\beta$ 의 완전 조건부 밀도에 대해 표현하여 근사할 수 있다. 단,  $n$ 은 번인(burn-in) 기간을 제외한 깁스-샘플링 반복시행 횟수를, 상첨자 ( $j$ )는  $j$ 번째 깁스-샘플링 반복시행에서 추출된 값을 나타낸다.

$$\begin{aligned}
\pi(\hat{\beta}|Y, D) &= \int \pi(\hat{\beta}|\Omega, \Sigma, q, \Gamma, M, Y, D) \cdot \pi(\Omega, \Sigma, q, \Gamma, M|Y, D) d(\Omega, \Sigma, q, \Gamma, M) \\
&= E_{\Omega, \Sigma, q, \Gamma, M}[\pi(\hat{\beta}|\Omega, \Sigma, q, \Gamma, M, Y, D)] \\
&\simeq n^{-1} \sum_{j=1}^n \pi(\hat{\beta}|\Omega^{(j)}, \Sigma^{(j)}, q^{(j)}, \Gamma^{(j)}, M^{(j)}, Y, D)
\end{aligned}$$

즉, 이 조건부 밀도는  $\beta$ 의 사후 최빈값( $\hat{\beta}$ )을,  $\beta$ 의 완전 조건부 밀도에 대입하여 평균을 낸 값으로 근사할 수 있다.  $\beta$ 의 완전 조건부 밀도는 깃스-샘플링으로부터 추출한 나머지 파라미터와 상태변수의 사후 샘플링 값을 대입하여 구할 수 있다. 이때  $\beta$ 의 샘플링 과정에서와 마찬가지로 종속변수가 대외변수이고 설명변수가 국내변수에 대응하는 원소는 사전분포 설정으로 인해 항상 0으로 추출된다.

마찬가지로  $\Omega$ 에 대한 조건부 밀도를 완전 조건부 밀도에 대해 표현하여 근사한다.

$$\begin{aligned}
\pi(\hat{\Omega}|\hat{\beta}, Y, D) &= \int \pi(\hat{\Omega}|\hat{\beta}, \Sigma, q, \Gamma, M, Y, D) \cdot \pi(\Sigma, q, \Gamma, M|\hat{\beta}, Y, D) d(\Sigma, q, \Gamma, M) \\
&= E_{\Omega, \Sigma, \Gamma, q, M}[\pi(\hat{\Omega}|\hat{\beta}, \Sigma, q, \Gamma, M, Y, D)] \\
&\simeq n^{-1} \sum_{j=1}^n \pi(\hat{\Omega}|\hat{\beta}, \Sigma^{(j)}, q^{(j)}, \Gamma^{(j)}, M^{(j)}, Y, D)
\end{aligned}$$

$\hat{\beta}$ 에 대한 조건부 밀도를 근사할 때와 같이  $\hat{\Omega}$ 의 조건부 밀도를 근사할 때도 깃스-샘플링을 통해 나머지 파라미터를 추출하는 과정이 필요하다. 다만,  $\beta$ 의 값은 사후 최빈값으로 주어진 상태다. 따라서 이때 시행하는 깃스-샘플링은  $\beta$ 를 사후 최빈값으로 고정한 상태에서 시행한다는 차이점이 있으니 유의해야 한다.<sup>7)</sup>

나머지 파라미터에 대한 조건부 밀도 역시 마찬가지로 방법으로 근사한다.

$$\pi(\hat{\Sigma}|\hat{\beta}, \hat{\Omega}, Y, D) \simeq n^{-1} \sum_{j=1}^n \pi(\hat{\Sigma}|\hat{\beta}, \hat{\Omega}, q^{(j)}, \Gamma^{(j)}, M^{(j)}, Y, D)$$

7) 특정 파라미터의 값을 고정시킨 채로 진행하는 깃스-샘플링을 축소된(reduced) 깃스-샘플링이라고 한다.

$$\pi(\hat{q}|\hat{\beta}, \hat{\Omega}, \hat{\Sigma}, Y, D) \simeq n^{-1} \sum_{j=1}^n \pi(\hat{q}|\hat{\beta}, \hat{\Omega}, \hat{\Sigma}, I^{(j)}, M^{(j)}, Y, D)$$

이때 유의해야 할 점은 해석적으로 도출할 수 있는 완전 조건부 분포는 은닉변수인  $I$ 와  $M$ 에 대해서도 조건부라는 사실이다. 반면 주변 우도를 도출하는 데 필요한 조건부 분포는 이들에 조건부가 아니다. 따라서 각 조건부 분포를 도출하는 과정에서 이들 은닉인자에 대한 적분이 이루어져야 한다.

위와 같이 도출한 네 개의 조건부 밀도의 값을 통해 파라미터들의 결합 사후 밀도를 도출하고, 로그 우도와 로그 사전분포 값을 합해 주어진 모형의 주변 우도가 추정된다.

### Ⅲ. 추정결과

#### Ⅲ-1. 자료

본고는 27개의 대내외 변수의 분기별 자료를 사용하여 NL-LBVAR 모형을 추정한다. 27개의 변수 중 20개는 국내 주요 실질 거시경제 및 금융변수에 해당하며, 나머지 7개는 우리나라 경제에 영향을 미치는 주요 대외변수다. 표본기간은 2003년 4분기부터 2022년 4분기까지며 이는 전체 표본 중 사용가능한 자료의 기간이 가장 짧은 가계신용을 기준으로 설정한다. 안정성(stationarity) 및 계절성을 고려하기 위해 필요한 경우 변수에 전년 동기 자료에 로그차분을 실시하며 금리변수는 추세를 반영하기 위해 수준 자료를 사용한다. 우리나라 경제변수들의 경우 전기비 성장률을 사용하는 경우 계절조정이 되어있지만 계절효과가 완전히 제거되지 않아 분석과정에 어려움이 있다. 대외변수 중 일별 자료가 가용한 경우 분기평균 값을 사용한다. 구체적인 자료 목록과 처리방법, 그리고 출처는 아래 <표 1>에 나타나 있다.

모형에 포함된 변수는 우리나라 경제의 동태적 움직임을 적절히 포착하기 위해 선정되었다. 본고는 통화정책적 시사점을 도출하는 것이 목적이기 때문에 기본적으로 실질 경제성장률과 물가상승률을 포함한다. 경제성장률과 관련하여 경제 부문별 기여도 내지 영향을 살펴보기 위하여 민간소비, 설비투자, 건설투자 및 정부소비가 포함된다. 물가상승률과 밀접한 관계가 있는 기대 인플레이션도 포함된다. 또한 경기상황을 나타내는 실업률과 제조업가동지수, 금융상황을 나타내는 KOSPI 지수를 포함한다. 또한

대외충격 시나리오를 고려하고 있으므로 원/달러 환율과 수출, 수입이 포함되었다. 마지막으로 금융안정 상황에 주요 고려사항인 가계신용과 이와 밀접한 주택가격지수도 포함되었다.

대외변수는 반영하고자 하는 시나리오에 기초하여 연준의 통화정책 기조와 연관된 변수와 글로벌 원자재 가격과 관련된 변수를 선정하였다. 전자에는 미국GDP, PCE (Personal Consumption Expenditure) 물가지수와 장단기 금리(미 국채 10년물과 Federal Funds Rate)가 해당하고 후자에는 유가(WTI) 및 S&P 비연료가격지수가 해당한다. 달러 인덱스는 양 시나리오 모두와 관련되어 포함된다.

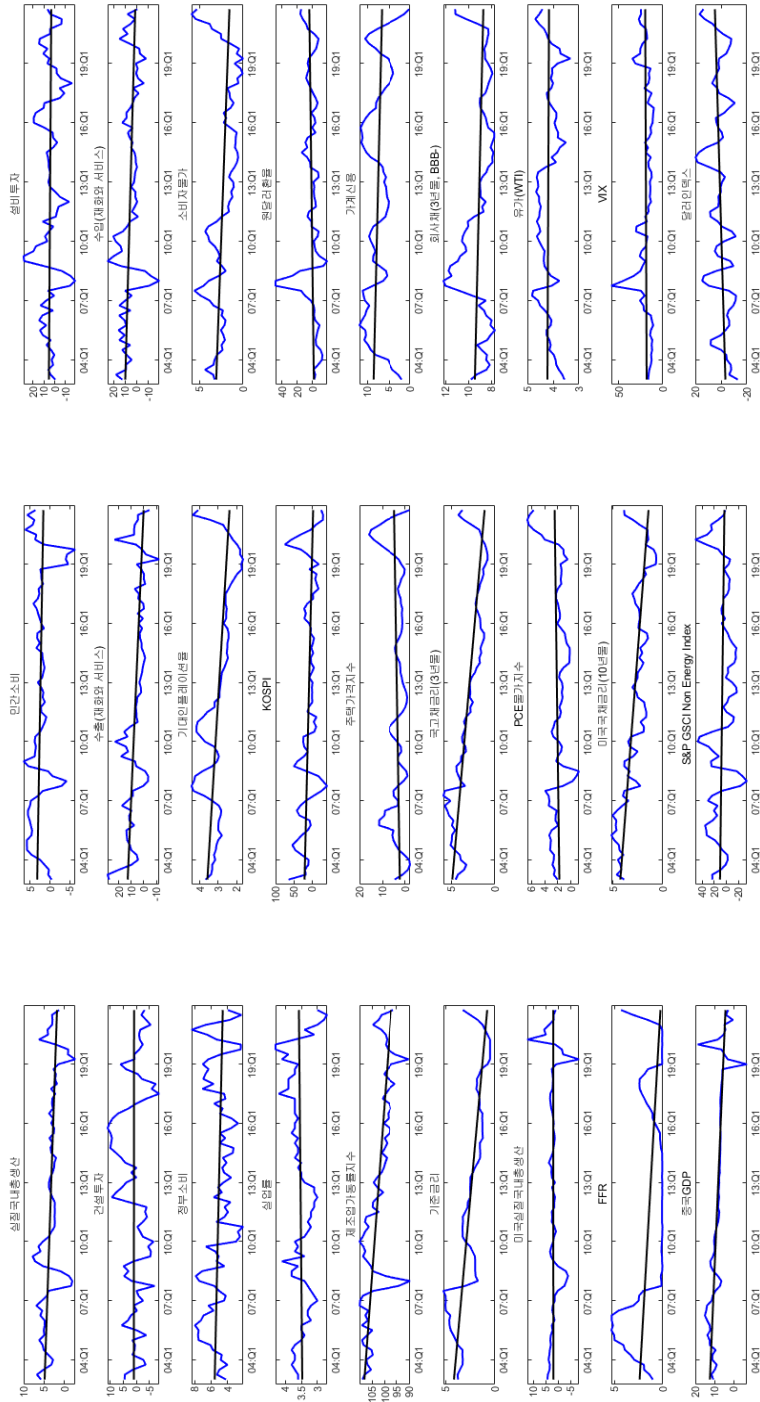
〈그림 2〉는 각 변수의 표본내 기간에 대한 시계열 자료를 보여준다. 파란 실선은 실제 시계열 자료를 나타내며 검정 실선은 시간-추세선을 나타낸다. 이때 시간-추세선은 시계열 자료에 대해 시간을 유일한 변수로 설정한 회귀식을 최소자승법으로 추정했을 때의 적합된 값(fitted value)을 의미한다. 즉, 이는 모형 내에서 추정된 추세가 아닌 각 변수의 움직임을 나타내기 위해 그린 애드혹(ad-hoc) 추세선이다.

〈표 1〉 변수일람

카테고리	변수	세부사항	변수변환	출처
국내 거시 및 금융변수	실질국내총생산	-	전년동기대비 증가율	ECOS
	민간소비			
	설비투자			
	건설투자			
	정부소비			
	수출			
	수입			
	원달러환율	-	수준	
	소비자물가지수			
	기대인플레이션			
	KOSPI			
	실업률			
	제조업가동률지수			
	주택가격지수			
	가계신용			
국내 금리변수	콜금리	-	수준	ECOS
	국고채금리(3년물)			
	회사채(3년물, BBB-)			
대외변수	미국 실질총생산	-	전년동기대비 증가율	FRED
	PCE 물가지수	분기평균		
	중국 GDP	-		
	유가(WTI)	-	로그수준	
	FFR	-		
	미국채금리(10년물)	-		
	VIX	분기평균	수준	Bloomberg
	S&P GSCI Non-energy Index	분기평균		
	달러 인덱스	분기평균		

주 : 모형 추정에 사용되는 변수와 계절 조정, 변환방법을 비롯한 세부사항을 기록한 표다. 표본기간은 2003년 4분기부터 2022년 4분기까지이며 총 27개의 대내외 변수가 포함된다. 필요에 따라 계절조정 된 자료를 사용하였으며 데이터 주기가 분기보다 짧을 경우 분기평균 값을 사용한다.

〈그림 2〉 통계자료 시계열 및 시간-추세



주 : 위 그래프는 모형에 포함하는 27개의 변수의 시계열 데이터(파란 실선)와 시간-추세선(검정 실선)이다.



### Ⅲ-2. 모형선택

시차가 1인 비선형 모형의 주변우도는 -2894.72, 선형 모형은 -3237.17으로 추정되었다. 시차가 2보다 큰 선형과 비선형 모형의 주변우도는 시차가 1인 모형에 비해 크게 작았다. 따라서 베이지안 모형선택기준으로 시차가 1이고 비선형인 NL-LBVAR 모형이 가장 선호되는 모형이고, 이후 전망과 시나리오 분석, counter-factual 분석 또한 이 모형을 사용하여 진행한다.

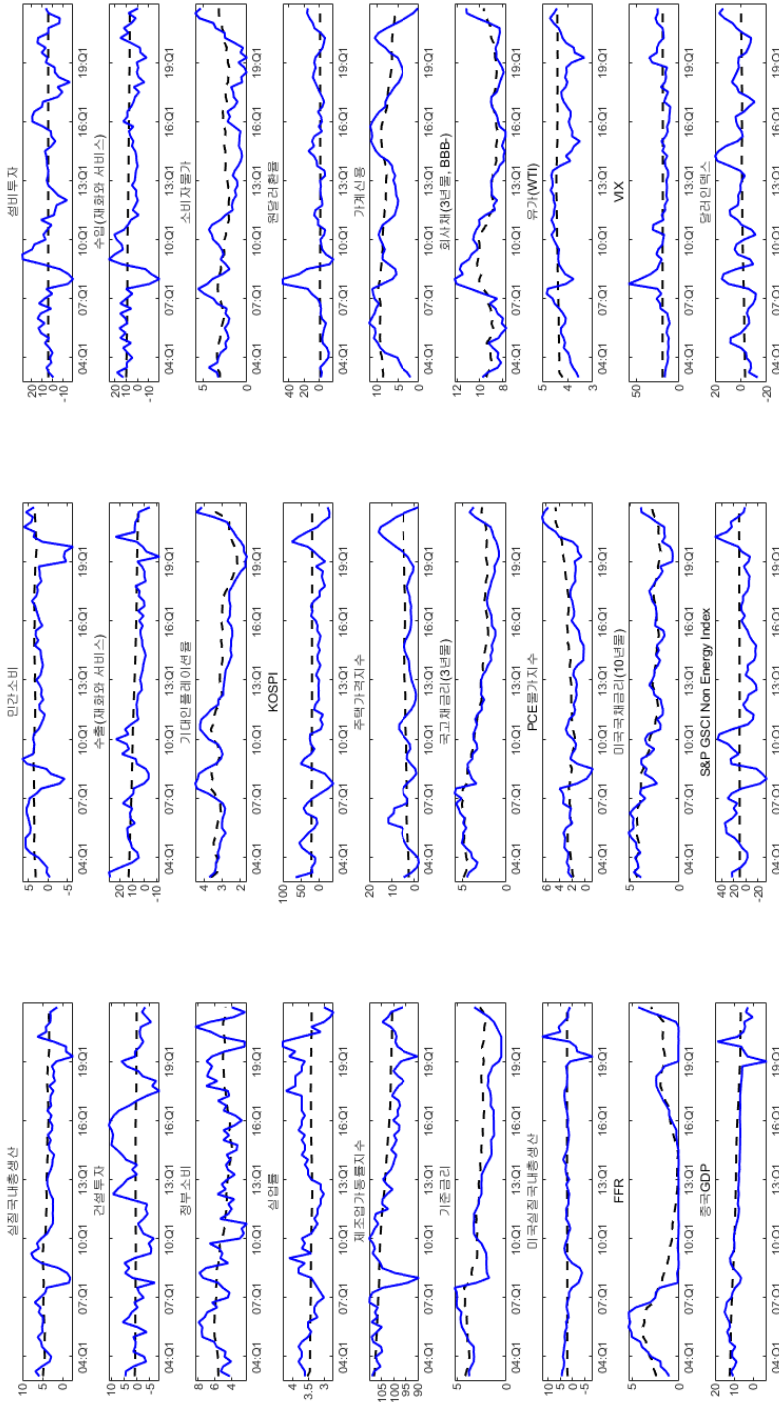
### Ⅲ-3. 확률적 추세

〈그림 3〉은 표본 내 기간에서 변수들의 추세를 추정한 결과를 보여준다. 각 그래프에서 파란 실선은 실제 시계열 데이터를 나타내며 검정 점선은 추세 추정치를 나타낸다. 또한 세로축 단위는 해당 데이터 변환 방식에 따라 수준, 로그 수준, 혹은 전년 동기대비 로그차분 값이다.

우선 거시경제 변수 중 실질경제성장률과 제조업가동률지수의 추세 감소가 두드러졌다. 이는 우리나라 경제의 잠재성장률이 하락하고 있다는 점이 반영된 현상으로 보인다. 금리변수는 국내외 및 장단기를 막론하고 하락하는 추세가 확연히 드러난다.

한편 작년 이후 기간에 한정하여 물가상승률, 기대인플레이션 및 금리에 상방추세가 유지되고 있다. 이들 변수에서 추정된 상방추세는 최근에 나타난 고물가 현상이 반영된 것으로 판단된다. 반면 실업률, 환율, KOSPI 지수 및 주택가격지수에는 추세가 발견되지 않았다. 결론적으로 분석대상 변수 중 많은 변수에서 점진적인 구조변화가 존재하는 것으로 나타났으며, 이로 인해 비선형 모형의 주변 우도가 선형 모형의 주변 우도보다 훨씬 큰 값을 갖는다.

〈그림 3〉 확률적 추세



주 : 표본기간인 2003년 4분기부터 2022년 4분기까지 변수의 시계열과 NL-LBVAR 모형으로부터 추정된 확률적 추세를 나타낸다. 파란 실선이 실제 데이터에 해당하고 검정 점선이 추세 추정치다.

### III-4. 전망결과

〈그림 4〉는 II-3 장에서 설명한 반복 예측 방법을 통해 도출한 점-예측치를 제시한다. 〈그림 4(a)〉는 비선형 모형의 예측결과이며, 점진적 구조변화 도입의 효과를 보여주고자 선형 모형의 예측결과를 〈그림 4(b)〉에 제시하였다. 가로축은 해당 분기가 표본 내 기간 중 마지막 시점인 2022년 4분기와 몇 분기 이후 시점인지 나타내며 세로축 단위는 추세추정결과와 마찬가지로 해당 변수의 변환 방법에 따라 로그증가율, 수준, 혹은 로그 수준에 해당한다. 이 결과는 향후 경제의 움직임에 대해 통계이론과 실제 자료에 근거한 정보를 제공한다는 점에서 그 자체로도 유용하지만, 시나리오 분석의 기준점으로도 활용된다.

우선 비선형 모형의 전망 결과는 다음과 같다. 우선 2023년도 실질경제성장률은 연간 전체적으로 1%대 중후반의 성장률을 보일 것으로 나타났다. 물가상승률과 기대인플레이션은 2년 동안 점차 하락한 후 안정화 될 것으로 보인다. 다만 물가상승률은 한국은행 중기 목표치인 2%보다 더 높은 수준으로 안착하는 것으로 나타났는데, 이는 2022.4분기 현재로서는 물가가 뚜렷하게 안정화되는 추세가 나타나지 않았다는 것을 의미하며 앞으로 물가에 대해 각별한 주의가 필요함을 시사한다. 이러한 결과는 다음과 같은 모형의 특징과 관련이 있다. 이번 연구에서 사용한 비선형 NL-LBVAR 이용한 전망은 장기에측치가 각 변수 추세치로 수렴한다. 코로나19 이후 물가상승률 및 기대인플레이션 추세치가 높아진 상황에서 2022.4분까지의 정보를 활용한 추세치는 다소 높게 추정될 수 밖에 없으며 이에 따라 중기 물가안정목표인 2%보다 높은 수준으로 물가가 수렴하는 것으로 나타난다. 따라서 이러한 모형의 특성을 잘 이해하고 결과를 해석할 필요가 있다.

물가상승률과 기대인플레이션은 2년 동안 점차 하락한 후 안정화 될 것으로 보인다. 다만 물가상승률은 한국은행 중기 목표치인 2%보다 더 높은 수준으로 안착하는 것으로 나타났는데, 이는 2022.4분기 현재로서는 물가가 뚜렷하게 안정화되는 추세가 나타나지 않았다는 것을 의미하며 앞으로 물가에 대해 각별한 주의가 필요함을 시사한다. 이러한 결과는 다음과 같은 모형의 특징과 관련이 있다. 이번 연구에서 사용한 비선형 NL-LBVAR 이용한 전망은 장기에측치가 각 변수 추세치로 수렴한다. 코로나19 이후 물가상승률 및 기대인플레이션 추세치가 높아진 상황에서 2022.4분까지의 정보를 활용한 추세치는 다소 높게 추정될 수 밖에 없으며 이에 따라 중기 물가안정목표인 2%보다 높은 수준으로 물가가 수렴하는 것으로 나타난다. 따라서 이러한 모형의 특성을 잘 이해하고 결과를 해석할 필요가 있다.

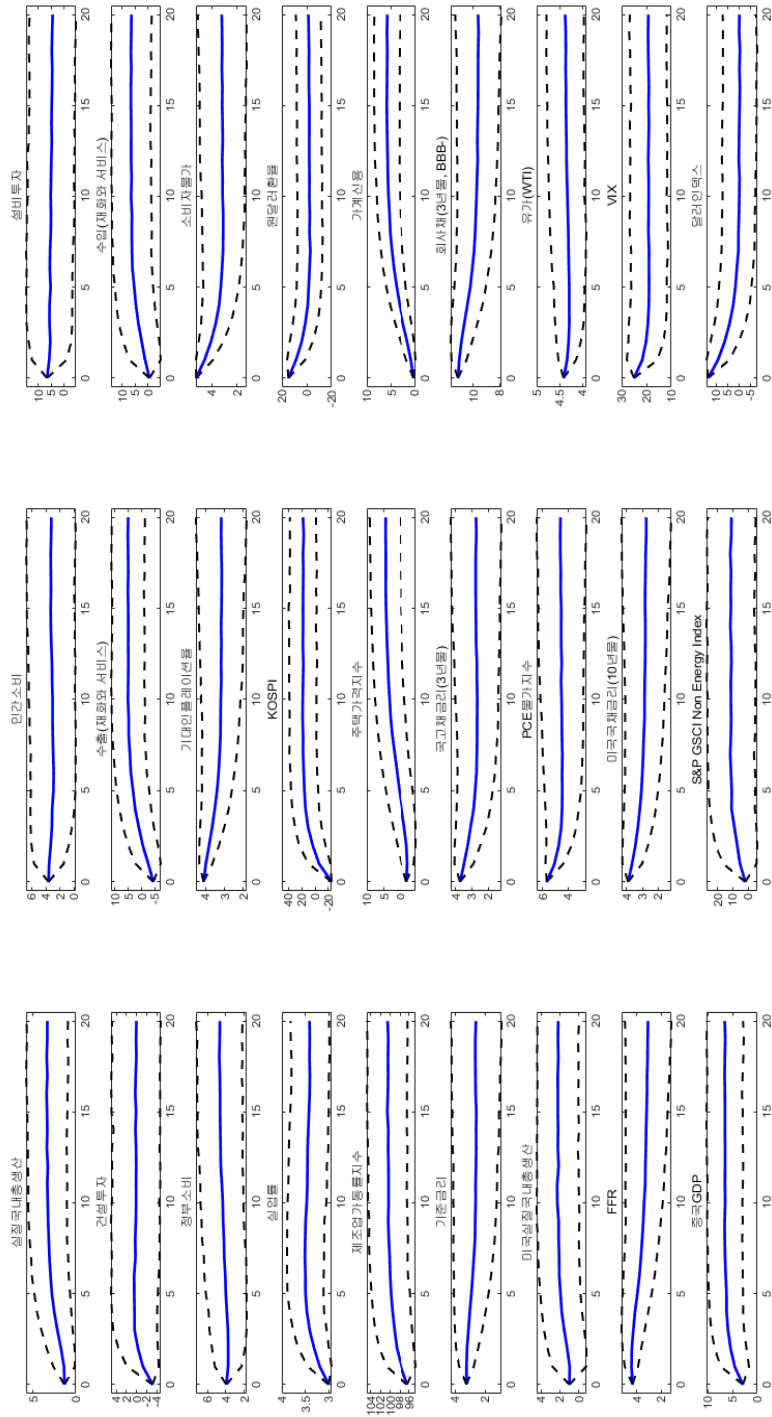
모형에서 도출된 내생적인 대외변수의 전망경로를 살펴보면 미국 PCE 물가지수는 내년 중으로 안정화 될 것으로 나타났으나 이 수준은 연준의 중기 물가 목표인 2%보다 높은 수준으로 안착할 것으로 나타났다. 단기금리(Federal Funds Rate)는 하락하는 추세를 보이며, 달러 인덱스는 하락할 것으로 전망된다. 전술하였듯이 이 결과는 장기 전망치가 각 변수 추세 추정치로 수렴하고 이 추정치는 데이터가 추가되어 재추정하면 변화될 수 있다는 점을 고려해서 해석해야 한다.

한편 <그림 4(b)>에 제시된 선형 모형의 예측 결과를 비선형 모형의 예측 결과와 비교하여 살펴보면 여러 변수의 예측 결과에 상당한 차이를 발견할 수 있다. 모형 설정상 두 모형의 차이점은 평균에 대한 확률적 추세 고려 여부로 이에 따라 장기 전망치 및 전망치 동태성에서 차이가 발생한다. 예를 들어, 소비자 물가상승률의 경우 선형 모형 장기전망치가 2%로 수렴하는 반면, 최근 높아진 추세를 반영한 비선형 모형은 3%로 수렴한다. 그 결과 선형 모형의 결과상으로 물가상승률이 3%로 낮아지는 데에는 1년도 소요되지 않지만, 비선형 모형의 경우에는 2년 가량 소요될 것으로 예측된다. 3년물 금리의 경우, 선형 모형 전망치는 각각 3.4%로 수렴하고, 비선형 모형 전망치는 2.5% 수준으로 수렴하는 것으로 나타났다. 3년물 금리의 경우 코로나19 이전에는 평균 2.5% 수준<sup>8)</sup>이었으나 2022년 기간에는 고물가에 대응하기 위한 긴축적 통화정책 등으로 인해 각각 3.2% 수준으로 상승하였다. 우리나라의 경우 장기적으로 인구구조 요인 등으로 인해 잠재성장률 하락이 예상되는 만큼 국고채 금리도 장기적으로 하락 추세를 보일 것으로 예상된다. 따라서 한국경제의 경우에는 추세 변화를 반영한 비선형 모형을 이용한 분석이 더욱 적합한 것으로 보인다. 앞서 밝힌 바와 같이 선형 모형과 비선형 모형 간 모형 비교결과에서도 비선형 모형이 훨씬 우월한 것으로 나타났으며, 이는 시변하는 추세가 통계적으로 대단히 유의하다는 것을 의미한다. 따라서 거시변수의 비선형적 동태성을 무시한 선형 모형의 추정 및 예측 결과에는 편의가 존재한다고 볼 수 있다.

8) 코로나19 이전 3년물 국고채 금리는 2010년1월~2019년12월 평균값이다. 참고로 금융위기 이전 (2003년1월~2007년12월) 3년물 국고채 금리 평균은 4.6%이다.

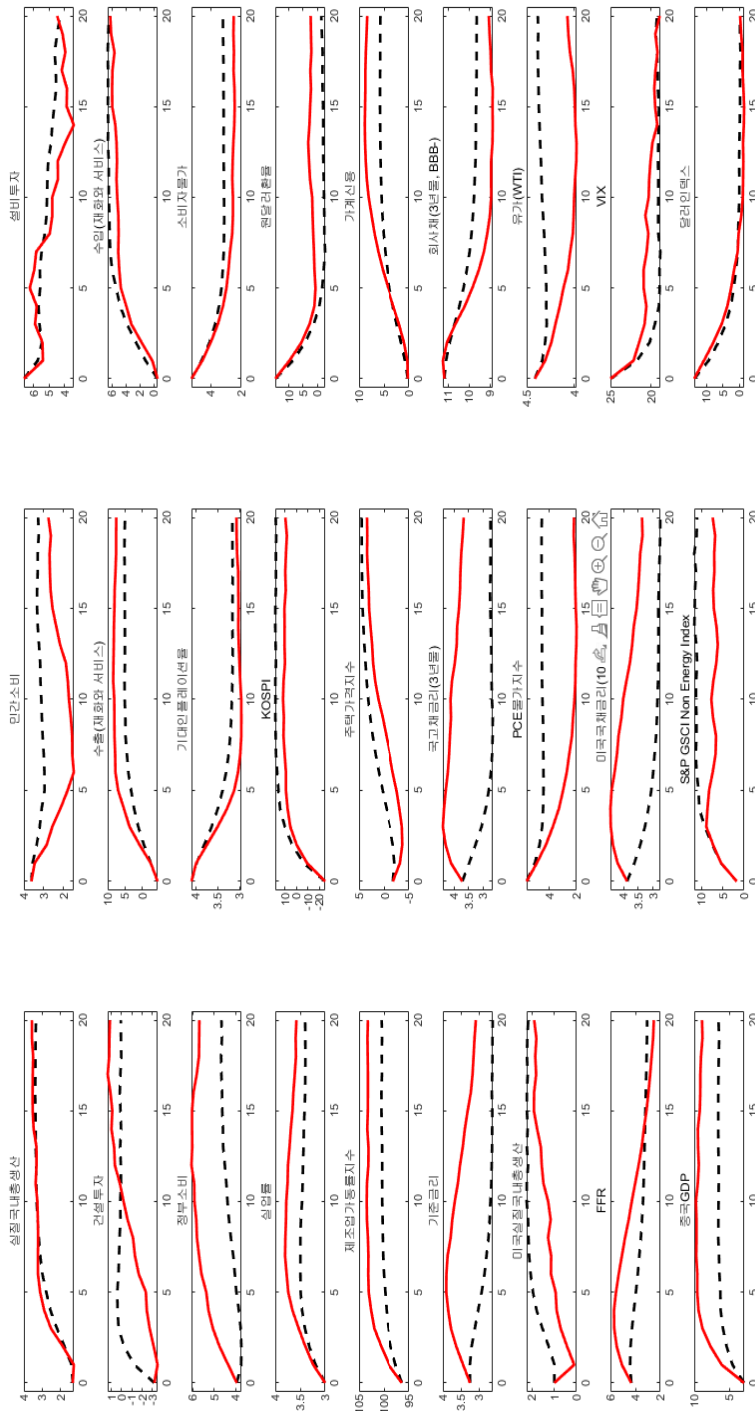
〈그림 4〉 기본전망 결과

(a) 비선형 모형



주 : 위 그림은 비선형 LBVAR 모형으로부터 추정된 변수들의 예측치(사후예측분포의 평균) 및 68% 신뢰구간을 나타낸다.

(b) 선형 모형(붉은 점선)과 비선형 모형(검은 점선)



### Ⅲ-5. 시나리오 분석

#### 1) 시나리오 설정

본고는 추정된 모형을 기반으로 세 가지 대외환경 시나리오를 고려한다. 첫 번째는 미국의 경기호조를 나타내는 경우이다. 미국의 경기가 예상보다 호조세를 보이는 가운데 PCE 물가지수가 지속적으로 상승해 연준이 긴축적 통화기조를 상당 기간 유지하는 상황을 가정한다. 이로부터 미국의 정책단기금리와 장기금리가 상승하여 달러화가 평가절상된다고 가정한다. 이러한 상황을 반영하기 위해 미국 GDP 증가율, PCE 물가지수, Federal Funds Rate(FFR), 10년물 미 국채 금리, 그리고 달러인덱스에 양의 충격을 가한다. 현재는 미국의 장단기 금리가 역전되어 10년물 국채금리가 FFR보다 낮은 상황이지만 미국의 경기호조와 높은 물가상승률 상황이 예상보다 가속화되는 상황을 고려하고자 이와 같은 시나리오를 상정하였다.

두 번째는 비용상승 시나리오다. 이는 우크라이나 사태 및 미중갈등으로 인해 원자재 및 원유 등 글로벌 원자재 가격 상승이 지속 내지 심화하는 상황을 의미한다. 이는 추가적으로 국제 정세의 변동성과 불확실성을 심화하는 것으로 가정한다. 글로벌 원자재 가격 상승을 구현하기 위해 유가와 비연료 가격지수에 1 표준편차 단위의 충격을 가하며 변동성과 불확실성 심화는 각각 VIX와 달러인덱스에 양의 충격을 가함으로써 구현한다.

세 번째 시나리오는 미국 경기호조와 비용상승이 동시에 나타나는 상황을 가정한 혼합 시나리오다. 이는 모든 7개의 대외변수에 각각 시나리오 경로를 가정함으로써 구현한다. 각 변수의 표준편차와 각 시나리오에 가하는 시나리오 충격은 <표 2>에 나타나 있다. 단, 표준편차는  $\Omega$ 의 마지막 7개 대각 원소의 값을 사용하여 계산한 값이다.

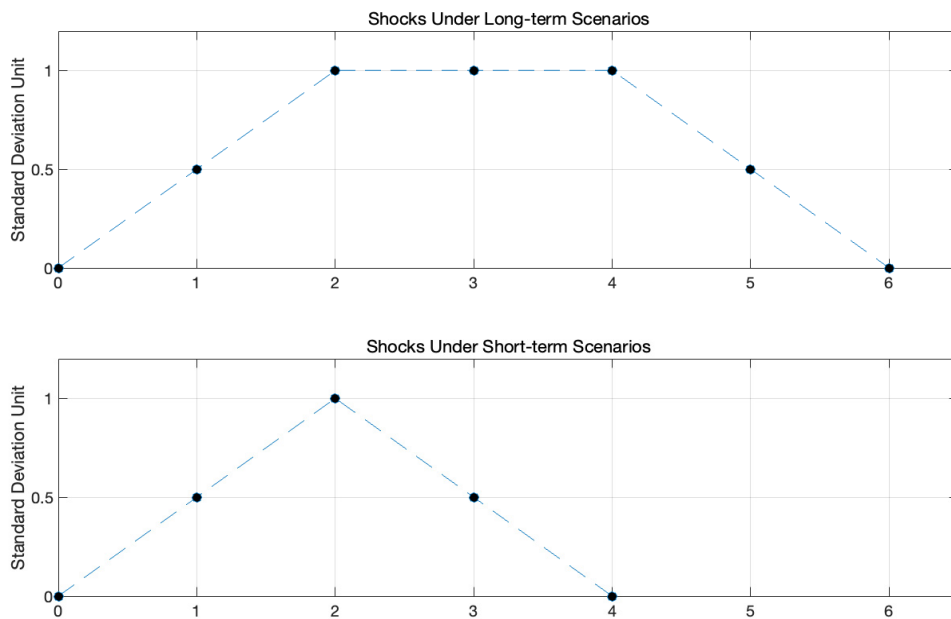
나아가 각 시나리오가 단기에 걸쳐서 일어날 경우와 장기에 걸쳐 일어날 경우를 고려한다. 거시변수의 예상치 못한 급격한 변동은 일반적으로 2분기 이상의 기간에 걸쳐 나타나기 때문에 단기와 장기에서의 충격 지속기간은 각각 3분기와 5분기로 설정한다. 충격의 크기가 가장 높을 때의 값은 모두 1 표준편차 단위로 같다. 다만 <그림 5>와 같이 단기에는 1 표준편차 단위의 충격이 존재하는 것은 1분기 동안이며 장기에는 이것이 3분기 동안 유지된다. 또한 1 표준편차 단위의 충격이 존재하는 기간 전후로 1/2 표준편차 단위의 충격이 존재한다고 가정한다.

〈표 2〉 대외변수 표준편차 및 시나리오 충격

대외변수	표준편차	미국경기호조	비용상승	혼합 시나리오
미국실질국내총생산	0.66	0.50	0.00	0.50
PCE물가지수	0.33	0.33	0.33	0.33
유가(WTI)	0.12	0.00	0.12	0.12
FFR	0.28	0.25	0.00	0.25
미국국채금리(10년물)	0.37	0.37	0.00	0.37
VIX	3.48	0.00	3.48	3.48
중국GDP	1.66	1.66	0.00	1.66
S&P GSCI Non Energy Index	5.80	0.00	5.80	5.80
달러인덱스	2.73	2.73	2.73	2.73

주 : 위 표는 시나리오 별로 각 대외변수에 부여된 충격의 크기를 나타낸다.

〈그림 5〉 장단기 충격 양상



주 : 위 그래프는 장기와 단기 충격 각각에 대한 크기와 지속시간을 보여준다. 장기 충격은 5분기동안 지속되며 단기 충격은 3분기동안 지속된다. 두 종류의 충격 모두 점진적으로 증가하고 하락하며, 가장 큰 충격은 각 변수의 1 표준편차 단위이다.



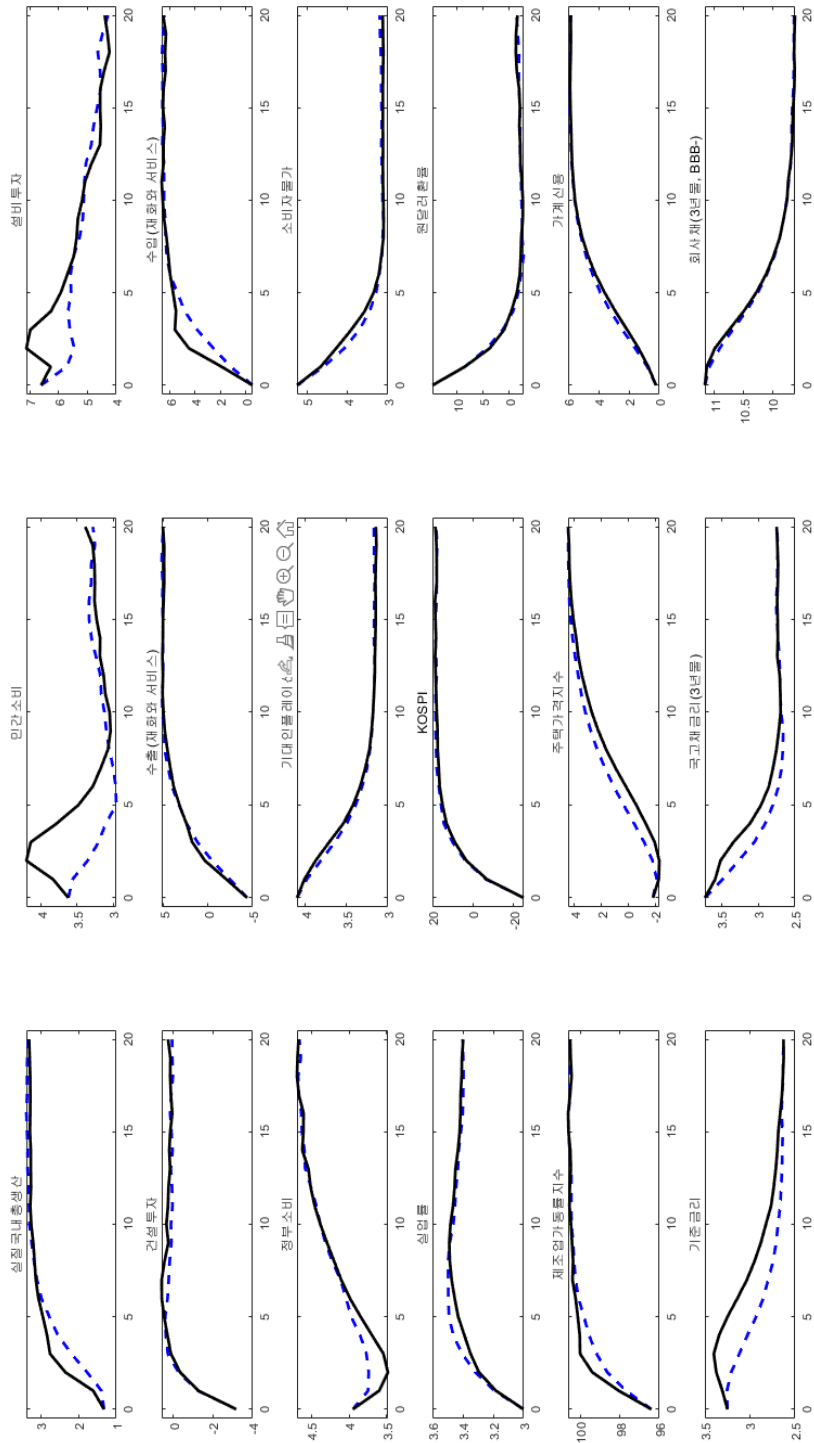
## 2) 시나리오 분석결과

〈그림 5〉부터 〈그림 11〉은 시나리오 분석 결과를 보여준다. 각 그림에서 검정 실선은 〈그림 4〉의 기본 전망결과를 나타내며 검정 실선은 해당 시나리오에 상응하는 충격을 주었을 때 전망 결과를 나타낸다. 변수마다 시나리오 전망과 기본 전망을 비교하여 시나리오 충격이 변수에 대해 어떠한 방향으로 영향을 미치는지 판단할 수 있으며 둘의 차이가 클수록 해당 시나리오가 해당 변수에 큰 영향을 미치는 것으로 판단할 수 있다. 모든 시나리오에서 장기 충격은 단기 충격에 비해 시나리오 전망이 기본 전망에서 이탈하는 정도가 크지만, 이외에 차이점은 두드러지지 않아 충격 지속기간에 따른 효과는 제한적인 것으로 판단된다.

좀 더 구체적으로 결과를 살펴보자면, 먼저 〈그림 5〉와 〈그림 6〉은 각각 미국경기가 호조세를 보일 경우 모형에 포함한 국내변수들의 반응을 나타낸다. 미국 경기호조가 우리나라 실물경제에 긍정적 영향을 줄 것이란 견해와, 그에 따른 미국 금리인상으로 인한 부정적 영향이 더 클 것이란 견해도 있는데, 본고의 시나리오 분석에 따르면 전자의 긍정적 영향이 큰 것으로 나타났다. 이 시나리오 하에서 국내 실질성장률, 민간소비 및 설비투자가 증가하는 가운데 금리도 기본 전망에 비해서 높아지는 것으로 나타났다. 이 경우 금리인상은 긍정적인 실물경기 양상과 연관된 것으로 보인다. 기대인플레이션과 물가상승률의 경우에는 기본 전망과 큰 차이가 나지 않았다. 이는 미국의 경기상황이 국내 물가와 연관이 낮다는 것을 의미한다. 〈그림 7〉과 〈그림 8〉에 나타난 비용상승 시나리오의 경우 GDP 성장률, 설비투자 및 건설투자가 감소하는 것으로 나타났으며 기대인플레이션과 물가상승률이 증가하는 것으로 나타났다. 동시에 장단기 금리가 상승하였다.

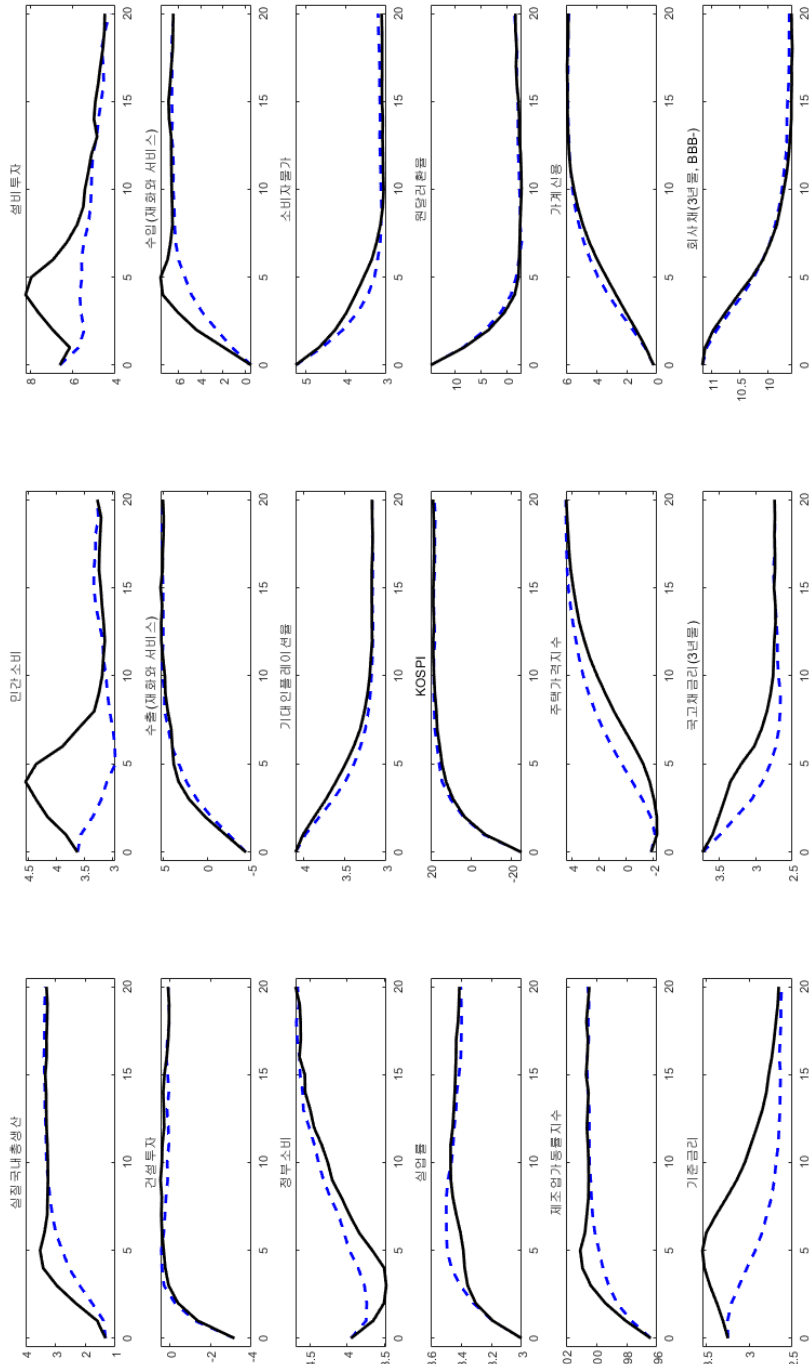
마지막으로 〈그림 9〉와 〈그림 10〉은 미국 경기호조와 원자재 가격 상승이 동시에 일어나는 상황을 가정한 혼합 시나리오의 시나리오 분석 결과를 나타낸다. 이 경우 미국 경기호조 시나리오에서와같이 민간소비와 설비투자가 증가할 것으로 전망되었으며 이러한 전망결과는 미국 경기호조가 전반적으로 우리나라 실물경제에 긍정적 영향을 줄 가능성을 시사한다. 다만 비용상승 시나리오에서와 같이 기대인플레이션과 물가상승률, 그리고 국내금리도 상승하는 양상을 보인다.

〈그림 5〉 미국 경기호조 시나리오 - 단기충격



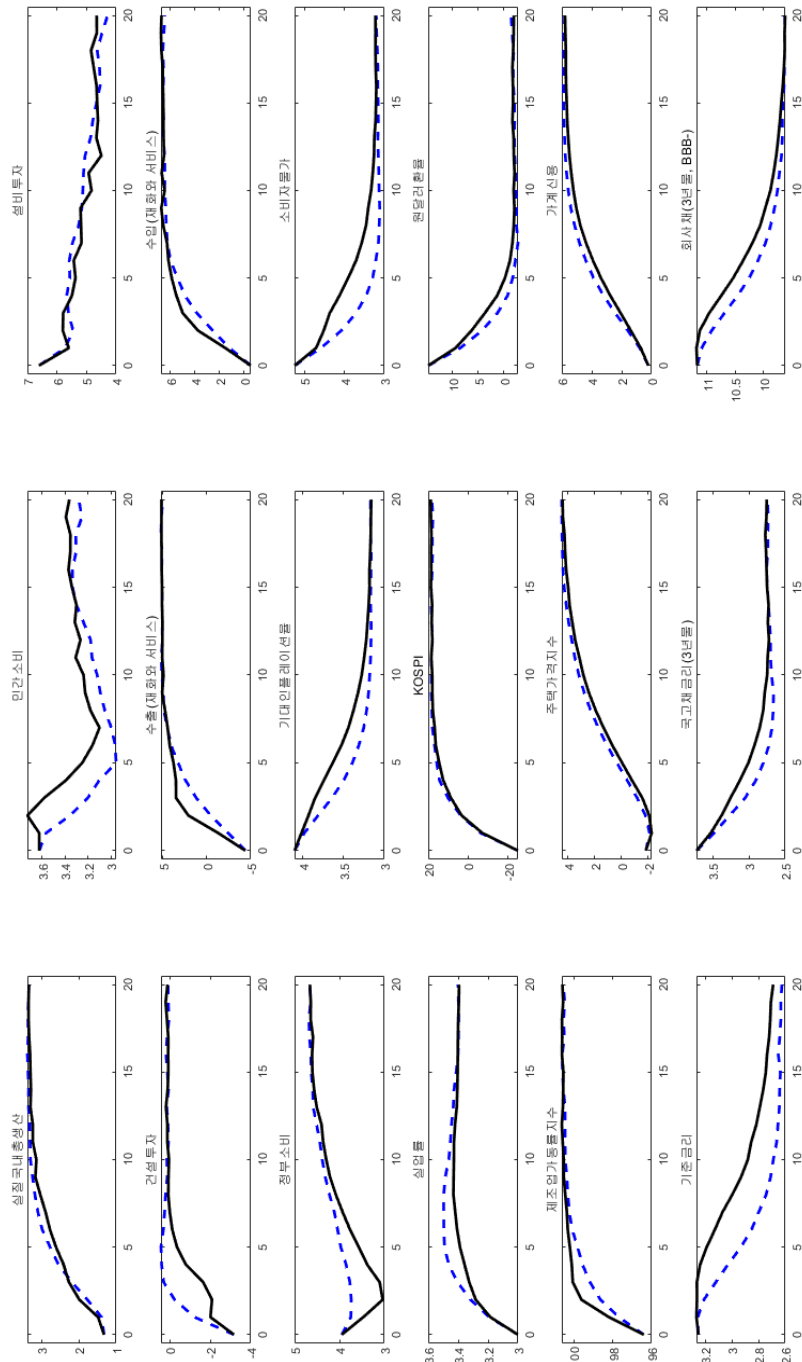
주 : 검정 실선은 시나리오 전망치(조건부 전망치)이며 파란 점선은 기본 전망치이다.

〈그림 6〉 미국 경기호조 시나리오 - 장기충격



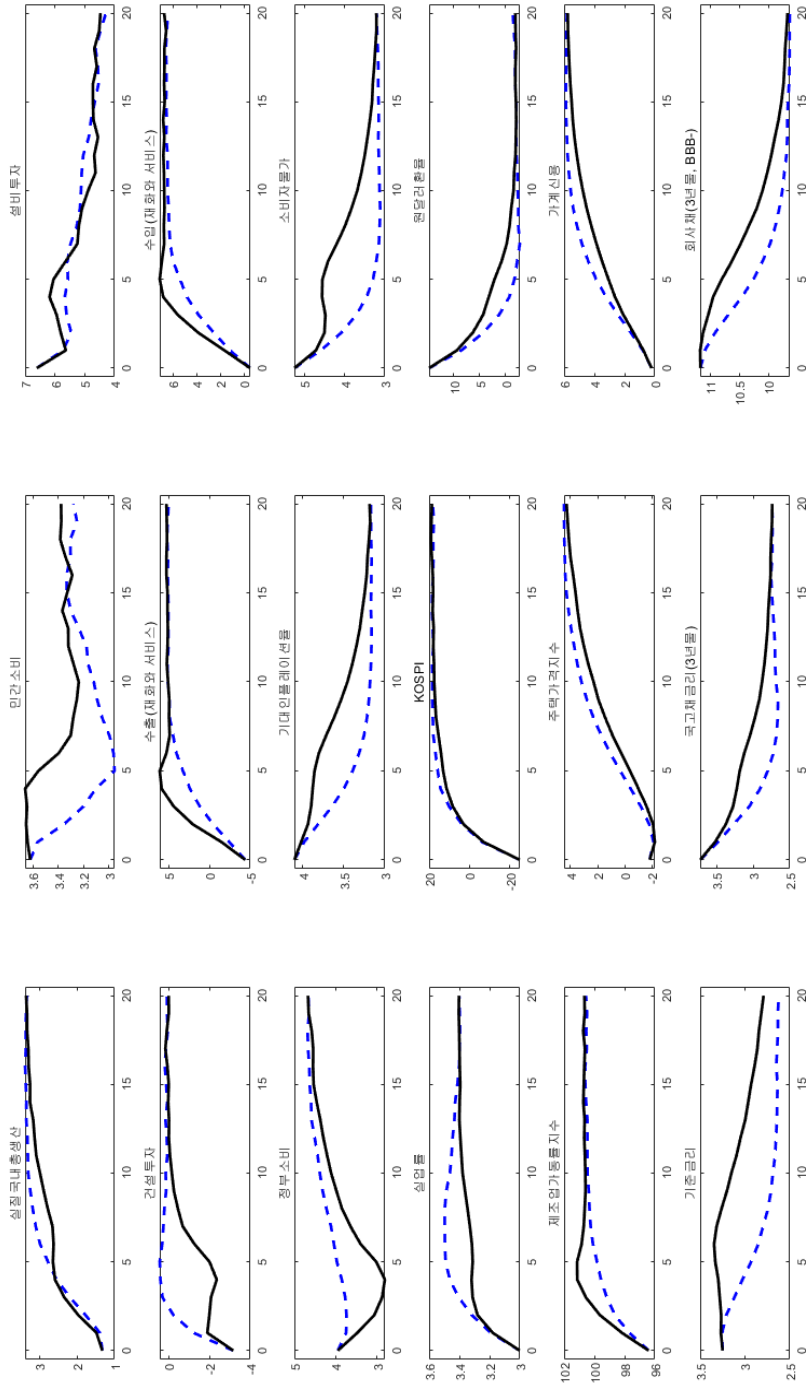
주 : 검정 실선은 시나리오 전망치(조건부 전망치)이며 파란 점선은 기본 전망치이다.

〈그림 7〉 원자재 가격 상승 시나리오 - 단기충격



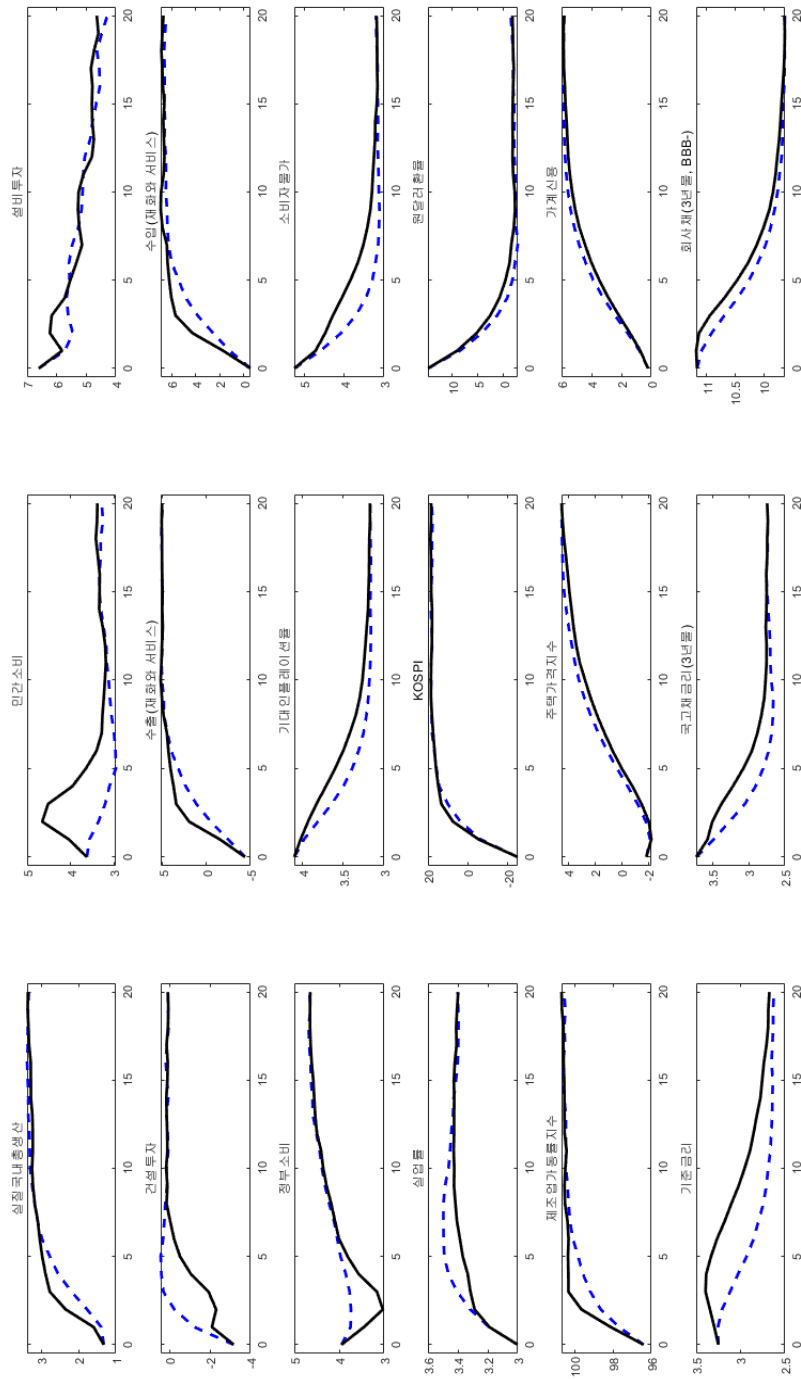
주 : 검정 실선은 시나리오 전망치(조건부 전망치)이며 파란 점선은 기본 전망치이다.

〈그림 8〉 원자재 가격 상승 시나리오 - 장기충격



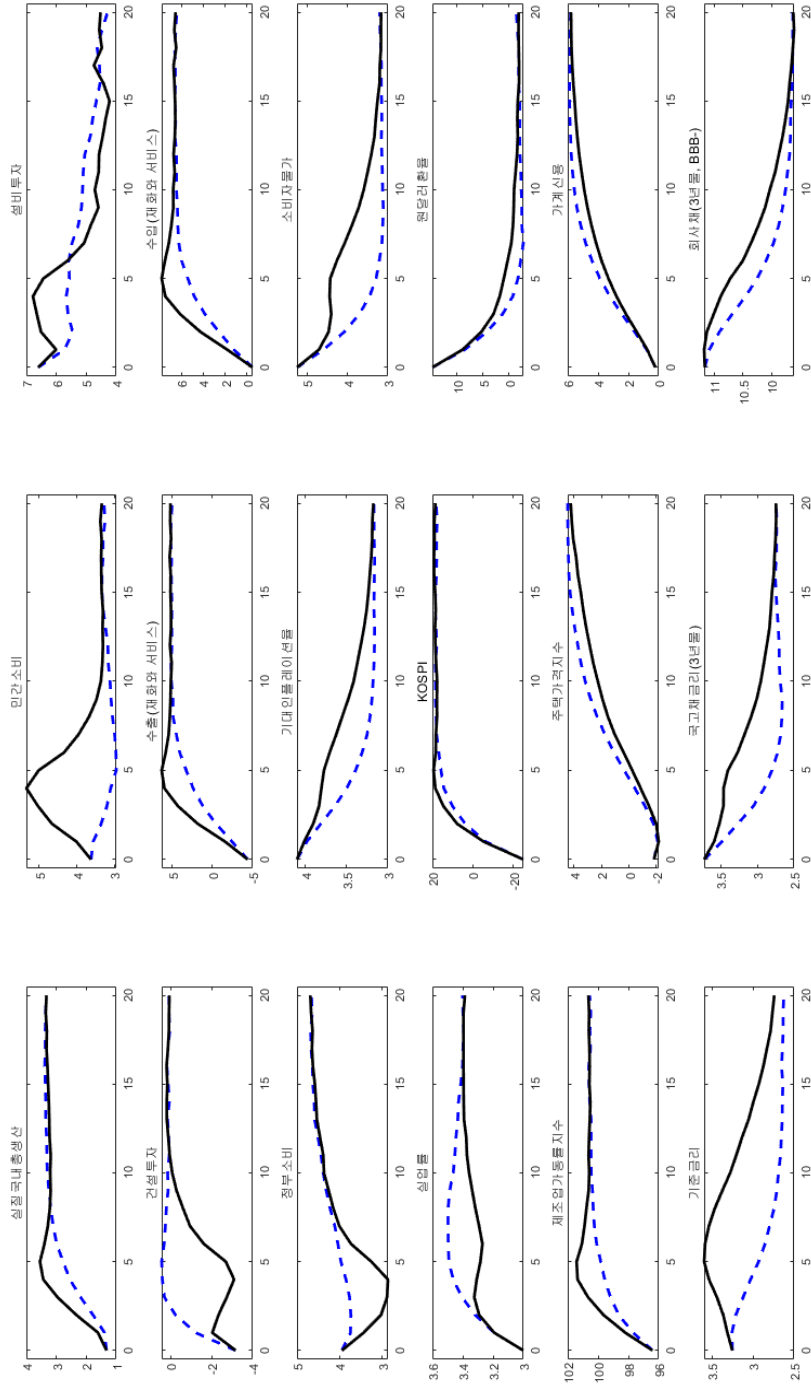
주 : 검정 실선은 시나리오 전망치(조건부 전망치)이며 파란 점선은 기본 전망치이다.

〈그림 9〉 혼합 시나리오 - 단기충격



주 : 김정 실선은 시나리오 전망치(조건부 전망치)이며 파란 점선은 기본 전망치이다.

〈그림 10〉 혼합 시나리오 - 장기충격



주 : 검정 실선은 시나리오 전망치(조건부 전망치)이며 파란 점선은 기본 전망치이다.

### Ⅲ-6. Counter-factual 분석

2022년 상반기에는 코로나 국면이 지속됨에도 불구하고 주요국 경제가 성장하는 추세를 보였으며, 동시에 우크라이나 사태로 인해 원자재 가격이 상승하며 전세계적으로 물가가 상승하였다. 우리나라도 마찬가지로 양호한 경기 상황과 물가 상승이 나타났으며, 주요국 중앙은행에서 금리를 상향조정하기 시작하여 통화긴축에 대한 여건이 마련되었다. 이에 한국은행은 1분기 한 차례(22.1월), 2분기 두 차례(22.4월, 5월) 금리를 각각 25bp 인상하였다.

본고는 이 시기에 이루어진 한국은행의 통화정책이 얼마나 유효했는지 검증하기 위해 counter-factual 분석을 시행한다. 구체적으로 금리 인상의 폭이 더 작거나 크게 이루어진 상황을 가정하여, 각각의 경우에 생성된 가상 데이터를 실현치와 비교한다. 전자는 소극적 금리인상 시나리오로, 1분기에 금리가 동결되고 2분기에 25bp 인상된 상황을 가정한다. 후자는 적극적 금리인상 시나리오로 1분기와 2분기에 각각 50bp, 75bp 인상된 상황을 가정한다. 유의할 점은 counter-factual 분석은 시나리오 하에서 생성된 결과를 실현치와 비교한다는 점에서 예측치와 비교하는 일반적인 시나리오 분석과 차이가 있다는 것이다. 한편 통화정책 파급효과에 시차가 존재하는 점을 감안해서, 2022년도 하반기에 단행된 금리인상의 경우에는 아직 실물경제에 완전히 반영되지 않았을 가능성이 크기 때문에 분석 대상에서 제외하였다.

분석 결과, 소극적 금리인상을 가정한 counter-factual 기준금리는 2022년 중 실제보다 25bp 낮게 유지한 경우를 상정하였으며 이 경우 달러 대비 원화 가치가 상당폭 하락하는 것으로 나타났다. GDP성장률은 소폭 개선되었으나 물가상승률에 미치는 영향은 크지 않았다. 이는 물가상승률의 상승이 대내 총수요보다는 대외비용충격에서 주로 유발되었기 때문으로 보인다. 또한 기준금리 변동이 물가에 영향을 미치는 데 2분기 이상의 시차가 소요되기에 기준금리가 물가에 미치는 영향을 없었다고 판단하는 것은 문제가 있다.<sup>9)</sup> 적극적 금리인상의 경우, 기준금리와 원달러 환율, 그리고 실질성장률이 소극적 금리인상과 반대의 움직임을 보였다.

이러한 결과에 비추어봤을 때, 2022년도 상반기의 금리 조절은 환율과 경제성장의 반응 관점에서 보았을 때, 적절한 속도와 폭으로 이루어졌다고 판단된다. 기준금리를 과도하게 인상했을 경우, 환율은 안정되었을 수 있으나 실물경기가 빠른 속도로 침체

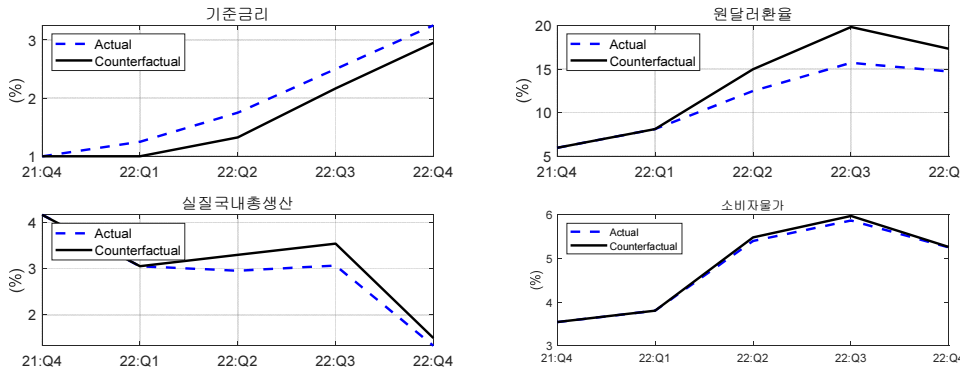
9) 구조충격 분석 관점에서 볼 때, 통화정책 충격이 물가에 부(-)의 영향을 미치더라도 이를 상쇄할 정도로 큰 양(+)의 대외비용 충격이 발생하는 경우에는 위와 같은 결과가 발생할 수 있다. 따라서 이 결과는 2022년에 대외비용 충격이 물가에 미치는 영향이 매우 컸음을 시사한다.



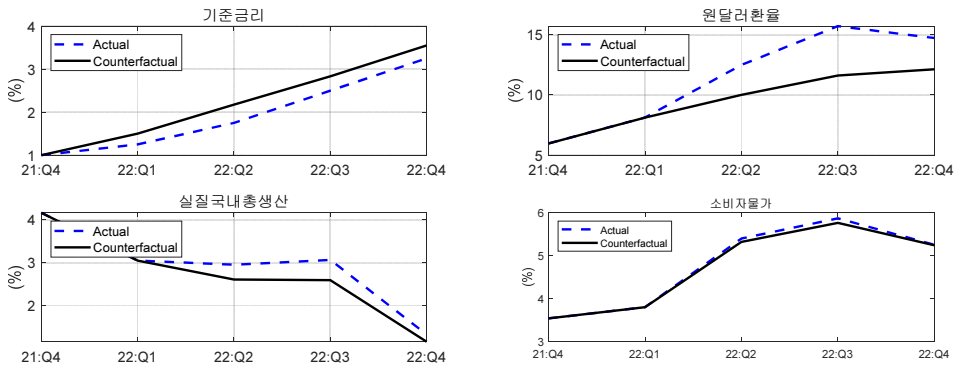
하였을 것이다. 반대로 작년의 기준금리 인상 폭이 작았다면 환율이 크게 상승하여 올해 한은과 정부의 물가관리에 부담으로 작용했을 것이다.

〈그림 11〉 Counter-factual 분석결과

소극적 금리인상 시나리오



적극적 금리인상 시나리오



주 : 파란 점선은 기본 예측치이고 검은 실선은 시나리오 상황에서의 조건부 예측치이다.

#### IV. 요약 및 정책적 시사점

최근 들어 대규모 VAR 모형을 이용한 시나리오 분석이 주목받고 있다. 하지만 이 대규모 VAR 모형을 우리나라에 적용해서 분석할 때 주의가 필요하다. 우리나라의 경우에는 안정적인 성장세를 보여주는 선진국과 달리 금융위기 전후로 주요 거시변수 성장세에 변화가 발생한 것으로 나타난다. 이러한 특징을 고려하지 않으면 추정결과에 편의가 발생한다. 그러나 최근 미국 및 유럽 중앙은행에서 사용한 대규모 VAR은 이러한 특징을 반영하는데 어려움이 있다.

이에 본 연구는 우리나라 경제분석에 적합한 비선형 대규모 VAR 모형을 국내 최초로 개발하여 한국경제에 대한 시나리오 분석을 시행하였다. 기존 선형 대규모 VAR 모형에 개별 변수 평균에 점진적 구조변화 가능성을 허용해서 비선형성을 고려하였다. 점진적 구조변화는 확률적 추세로 모형화하였으며, 각 변수별 확률적 추세의 존재 여부를 조사하고 동시에 확률적 추세를 추정할 수 있는 베이지안 추정 알고리즘을 제시하였다. 비선형 대규모 VAR 모형에서 도출된 기본 시나리오 분석 결과는 대체로 소규모 개방 경제로서 우리나라가 처한 여건을 반영하는 것으로 나타났다.

시나리오 분석에 따르면 전반적으로 미국이 경기호조를 나타내는 경우 우리나라 실물에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 따라서 미국의 금리인상 자체에만 초점을 맞추기보다는 미국의 경기상황이 어떠한지를 종합적으로 고려하는 것이 대외 충격이 우리나라에 미치는 영향을 분석하는 데 필요하다. 원자재 및 유가 등 비용이 상승하는 경우에는 우리나라 실물경기와 물가에 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이번 연구에서 제시된 시나리오 분석은 연구자의 판단 및 목적에 따라 다양한 설정이 가능하므로 정책수행 시 필요한 여러 참고 정보를 제공할 수 있을 것으로 기대한다.

본 연구의 분석결과를 해석하는 데 있어 두 가지 측면에서 유의할 필요가 있다. 우선 시간이 지나면서 새로운 관측치가 추가되면 전망결과가 달라질 가능성이 크다. 특히 지금의 고물가가 반영되어서 물가상승률의 추세가 높게 추정되었기에 이번 모형에서 도출되는 장기 전망치를 해석할 때 주의가 필요하다. 다음으로 본 연구된 제시된 시나리오 분석결과는 사후예측분포의 평균치를 이용하기에 과거의 평균적인 경향을 나타낸다. 따라서 전망과 시나리오 분석결과를 해석할 때 이를 염두에 뒀야 한다.

한편 본 연구성과를 개선 및 확장할 수 있는 후속 연구가 필요하다. 표본내 추정 결과에서 나아가 모형 전망력 테스트를 통해서 본 모형에서 도출된 결과에 대한 신뢰도 검사도 필요하다. 향후 모형설정과 관련해서 Chan (2022)이 제시한 바와 같이 확률적

변동성을 모형에 도입하게 되면 모형의 자료설명력이 크게 개선될 가능성이 있다. Cimadomo et al. (2022)의 연구와 같이 혼합주기자료를 대규모 VAR에 적용한 모형에 본 연구에서 도입한 비선형성을 추가로 고려할 필요가 있다. 이를 통해 nowcasting을 수행한 경우에도 장단기 예측정확도가 보다 개선될 것으로 기대된다.

## 참고문헌

- 강규호·김정성·신세림(2021). “우리나라 소비자물가상승률 예측,” 경제분석, 제27권 제4호, 한국은행.
- 박춘성·박성욱(2022). “대형 베이지안 VAR 모형을 활용한 경제전망과 시나리오 분석,” 연구보고서, 2022-04호, 한국금융연구원.
- 이진희·김덕파(2014). “한국 경제변수에 대한 자기회귀 및 벡터자기회귀 모형의 예측 성과 비교,” 경제분석, 제20권 제4호, 한국은행.
- 최인·황승진(2023). “Forecasting Korean inflation,” 응용경제, 제14권 제3호, 한국응용경제학회.
- Bańbura, M., Giannone, D., & Lenza, M. (2015). Conditional forecasts and scenario analysis with vector autoregressions for large cross-sections. *International Journal of Forecasting*, 31(3), 739-756. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.08.013>
- Bańbura, M., Giannone, D., & Reichlin, L. (2010). Large Bayesian Vector Auto Regressions. *Journal of Applied Econometrics*, 25(1), 71-92. <https://doi.org/10.1002/jae.ll37>
- Chan, Joshua (2022), Comparing stochastic volatility specifications for large Bayesian VARs, *Journal of Econometrics*, in press, <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2022.11.003>
- Chib, S. (1995). Marginal Likelihood from the Gibbs Output. *Journal of the American Statistical Association*, 90(432), 1313-1321.
- Cimadomo, J., Giannone, D., Lenza, M., Monti, F., & Sokol, A. (2022). Nowcasting with large Bayesian vector autoregressions. *Journal of Econometrics*, 231(2), 500-519. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2021.04.012>
- Cross, J. L., Hou, C., & Poon, A. (2020). Macroeconomic forecasting with large Bayesian VARs: Global-local priors and the illusion of sparsity. *International Journal of Forecasting*, 36(3), 899-915. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.10.002>
- Crump, R. K., Eusepi, S., Giannone, D., Qian, E., & Sbordone, A. (2021). A Large Bayesian VAR of the United States Economy. FRB of New York Staff Report, 976. [https://www.newyorkfed.org/research/staff\\_reports/sr976.html](https://www.newyorkfed.org/research/staff_reports/sr976.html).

- George, E. I., & McCulloch, R. E. (1993). Variable Selection Via Gibbs Sampling. *Journal of the American Statistical Association*, 88(423), 881-889.
- Giannone, D., Lenza, M., & Primiceri, G. E. (2015). PRIOR SELECTION FOR VECTOR AUTOREGRESSIONS. *The Review of Economics and Statistics*, 97(2), 436-451.
- Kim, C., & Nelson, C. (1999). *State-space models with regime switching : classical and Gibbs-sampling approaches with applications*. MIT Press Books.
- Koop, G. M. (2013). Forecasting with Medium and Large Bayesian VARS. *Journal of Applied Econometrics*, 28(2), 177-203. <https://doi.org/10.1002/jae.1270>
- Litterman, R. B. (1986). Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions: Five Years of Experience. *Journal of Business & Economic Statistics*, 4(1), 25-38.

# Forecasting and Scenario Analysis of Korean Macro Economy Using a Large Non-linear Bayesian VAR Model

Kyu Ho Kang\*, Do wan Kim\*\*

Forecasting Korea's key macro variables and analyzing their sensitivity to external shocks, this study performs a scenario analysis using a large vector autoregressive (VAR) model. Notably, we developed a new large Bayesian VAR model that considers the possibility of gradual structural changes in macro variables. These gradual structural changes are modeled as a stochastic trend, and we introduce a novel Bayesian algorithm that captures the existence of this trend while estimating it for each variable. Our sample data is from the first quarter of 2003 to the fourth quarter of 2022. We use twenty-seven domestic and foreign macro variables for the estimation. The primary findings are: first, we forecast Korea's economic growth for 2023 to lie within the mid-to-high 1% range. Second, a robust US economy will bolster the Korean domestic economy. However, a surge in raw materials and crude oil costs will adversely affect the Korean economy and its price stability.

**Keywords:** Large VAR, Bayesian estimation, Structural Change, Scenario analysis

**JEL code:** C31, C11, C53, C54

---

\* Professor, Korea University, E-mail: kyuho@korea.ac.kr

\*\* Economist, Economic Research Institute, Bank of Korea, E-mail: kim.dowan@bok.or.kr

## BOK 경제연구 발간목록

한국은행 경제연구원에서는 Working Paper인 『BOK 경제연구』를 수시로 발간하고 있습니다. 『BOK 경제연구』는 주요 경제 현상 및 정책 효과에 대한 직관적 설명 뿐 아니라 깊이 있는 이론 또는 실증 분석을 제공함으로써 엄밀한 논증에 초점을 두는 학술논문 형태의 연구이며 한국은행 직원 및 한국은행 연구용역사업의 연구 결과물이 수록되고 있습니다. 『BOK 경제연구』는 한국은행 경제연구원 홈페이지(<http://imer.bok.or.kr>)에서 다운로드하여 보실 수 있습니다.

<b>제2019 -1</b>	Deciphering Monetary Policy Board Minutes through Text Mining Approach: The Case of Korea	Ki Young Park · Youngjoon Lee · Soohyon Kim
2	The Impacts of Macroeconomic News Announcements on Intraday Implied Volatility	Jieun Lee · Doojin Ryu
3	Taking a Bigger Slice of the Global Value Chain Pie: An Industry-level Analysis	Chong-Sup Kim · Seungho Lee · Jihyun Eum
4	Trend Growth Shocks and Asset Prices	Nam Gang Lee
5	Uncertainty, Attention Allocation and Monetary Policy Asymmetry	Kwangyong Park
6	Central Bank Digital Currency and Financial Stability	Young Sik Kim · Ohik Kwon
7	은행의 수익 및 자산구조를 반영한 통화정책 위험선호경로	김익진 · 정호성
8	혁신기업에 대한 산업금융 지원: 이론모형 분석	강경훈 · 양준구
9	가계부채 제약하의 통화정책: 2주체 거시모형 (TANK)에서의 정량적 분석	정용승 · 송승주
10	Alchemy of Financial Innovation: Securitization, Liquidity and Optimal Monetary Policy	Jungu Yang
11	Measuring Monetary Policy Surprises Using Text Mining: The Case of Korea	Youngjoon Lee · Soohyon Kim · Ki Young Park
12	Tracking Uncertainty through the Relative Sentiment Shift Series	Seohyun Lee · Rickard Nyman
13	Intra-firm and Arm's Length Trade during the Global Financial Crisis: Evidence from Korean Manufacturing Firms	Moon Jung Choi · Ji Hyun Eum

---

14	특허자료를 이용한 우리나라 지식전파의 지 역화 분석	이지홍 · 남윤미
15	Overhead Labour and Skill-Biased Technological Change: The Role of Product Diversification	Choong Hyun Nam
16	Does the Number of Countries in an International Business Cycle Model Matter?	Myunghyun Kim
17	High-Frequency Credit Spread Information and Macroeconomic Forecast Revision	Bruno Deschamps · Christos Ioannidis · Kook Ka
18	경제 분석을 위한 텍스트 마이닝	김수현 · 이영준 · 신진영 · 박기영
19	Takeover, Distress, and Equity Issuance: Evidence from Korea	Euna Cho
20	The Cash-Flow Channel of Monetary Policy: Evidence from Mortgage Borrowers	Sang-yoon Song
21	부의 효과의 분위 추정: 분위 정준 공적분회 귀를 중심으로	김기호
22	Identifying Government Spending Shocks and Multipliers in Korea	Kwangyong Park · Eun Kyung Lee
23	Systemic Risk of the Consumer Credit Network across Financial Institutions	Hyun Hak Kim · Hosung Jung
24	Impact of Chinese Renminbi on Korean Exports: Does Quality Matter?	Jihyun Eum
25	Uncertainty, Credit and Investment: Evidence from Firm-Bank Matched Data	Youngju Kim · Seohyun Lee · Hyunjoon Lim
26	A Structural Change in the Trend and Cycle in Korea	Nam Gang Lee · Byoung Hoon Seok

---



---

제2020 -1	인구 고령화가 실질 금리에 미치는 영향	권오익 · 김명현
2	달러라이제이션이 확산된 북한경제에서 보 유외화 감소가 물가·환율에 미치는 영향	문성민 · 김병기
3	상태공간 벡터오차수정모형을 이용한 월별 GDP 추정: 김스표본추출 접근	김기호
4	우리나라 외환시장 오퍼레이션의 행태 및 환율변동성 완화 효과	박준서 · 최경욱
5	Common Factor Augmented Forecasting Models for the US Dollar–Korean Won Exchange Rate	Hyeongwoo Kim · Soohyon Kim
6	북한「경제연구」로 분석한 경제정책 변화: 텍 스트 마이닝 접근법	김수현 · 손 욱
7	북한의 광물 수출과 품목별 수입: 대중무역을 중심으로	김병연 · 김민정 · 김다울
8	Network–Based Measures of Systemic Risk in Korea	Jaewon Choi · Jieun Lee
9	Aggregate Productivity Growth and Firm Dynamics in Korean Manufacturing 2007–2017	Kyoo il Kim · Jin Ho Park
10	2001년 이후 한국의 노동생산성 성장과 인적자본: 교육의 질적 개선 효과를 중심으로	유혜미
11	House Prices and Household Consumption in Korea	Seungyeon Lee
12	글로벌 가치사슬 변화가 경제성장에 미치는 영향: 2008년 금융위기 전후 전·후방참여 효과의 국제비교를 중심으로	김세완 · 최문정
13	산업구조조정이 고용 및 성장에 미치는 영향	서병선 · 김태경
14	Cross–border Trade Credit and Trade Flows During the Global Financial Crisis	Moon Jung Choi · Sangyeon Hwang · Hyejoon Im

---

---

15	International Co-movements and Determinants of Public Debt	Hasan Isomitdinov · Vladimir Arčabić · Junsoo Lee · Youngjin Yun
16	북한 비공식금융 실태조사 및 분석·평가	이주영 · 문성민
17	북한의 장기 경제성장률 추정: 1956~1989년	조태형 · 김민정
18	Macroeconomic and Financial Market Analyses and Predictions through Deep Learning	Soohyon Kim
19	제조업의 수출과 생산성 간 관계 분석: 사업체 자료 이용	이윤수 · 김원혁 · 박진호
20	우리나라 제조업 수출기업의 내수전환 결정요인 분석	남윤미 · 최문정
21	A Model of Satisficing Behaviour	Rajiv Sarin · Hyun Chang Yi
22	Vulnerable Growth: A Revisit	Nam Gang Lee
23	Credit Market Frictions and Coessentiality of Money and Credit	Ohik Kwon · Manjong Lee
24	북한의 자본스톡 추정 및 시사점	표학길 · 조태형 · 김민정
25	The Economic Costs of Diplomatic Conflict	Hyejin Kim · Jungmin Lee
26	Central Bank Digital Currency, Tax Evasion, Inflation Tax, and Central Bank Independence	Ohik Kwon · Seungduck Lee · Jaevin Park
27	Consumption Dynamics and a Home Purchase	Dongjae Jung
28	자본유입과 물가상승률 간의 동태적 상관관계 분석: 아시아의 8개국 소규모 개방경제를 중심으로	최영준 · 손종철

---

---

29	The Excess Sensitivity of Long-term Interest rates and Central Bank Credibility	Kwangyong Park
30	Wage and Employment Effects of Immigration: Evidence from Korea	Hyejin Kim
제2021-1	외국인력 생산성 제고 방안—직업훈련 프로그램의 노동시장 성과 분석을 중심으로	김혜진 · 이철희
2	한국경제의 추세 성장을 하락과 원인	석병훈 · 이남강
3	Financial Globalization: Effects on Banks' Information Acquisition and Credit Risk	Christopher Paik
4	The Effects of Monetary Policy on Consumption: Workers vs. Retirees	Myunghyun Kim · Sang-yoon Song
5	북한지역 토지자산 추정에 관한 연구: 프레임워크 개발 및 탐색적 적용	임송
6	김정은 시대 북한의 금융제도 변화 - 북한 문헌 분석을 중심으로 -	김민정 · 문성민
7	Chaebols and Firm Dynamics in Korea	Philippe Aghion · Sergei Guriev · Kangchul Jo
8	한국의 화폐환상에 관한 연구	권오익 · 김규식 · 황인도
9	재원조달 방법을 고려한 재정지출 효과 분석 : 미국의 사례를 중심으로	김소영 · 김용건
10	The Impact of Geopolitical Risk on Stock Returns: Evidence from Inter-Korea Geopolitics	Seungho Jung · Jongmin Lee · Seohyun Lee
11	Real Business Cycles in Emerging Countries: Are Asian Business Cycles Different from Latin American Business Cycles?	Seolwoong Hwang · Soyoung Kim
12	우리 수출의 글로벌 소득탄력성 하락 요인 분석	김경근
13	북한의 경제체제에 관한 연구: 실태와 평가	양문수 · 임송

---

---

14	Distribution–Dependent Value of Money: A Coalition–Proof Approach to Monetary Equilibrium	Byoung–Ki Kim • Ohik Kwon • Suk Won Lee
15	A Parametric Estimation of the Policy Stance from the Central Bank Minutes	Dong Jae Jung
16	The Immigrant Wage Gap and Assimilation in Korea	Hyejin Kim • Chulhee Lee
17	Monetary Non–Neutrality in a Multisector Economy: The Role of Risk–Sharing	Jae Won Lee • Seunghyeon Lee
18	International Transmission of Chinese Monetary Policy Shocks to Asian Countries	Yujeong Cho • Soyoung Kim
19	The Impact of Robots on Labor Demand: Evidence from Job Vacancy Data for South Korea	Hyejin Kim
20	전공 불일치가 불황기 대졸 취업자의 임금에 미치는 장기 효과 분석	최영준
21	Upstream Propagation of the U.S.–China Trade War	Minkyu Son
제2022 –1	Immigration and Natives’ Task Specialization: Evidence from Korea	Hyejin Kim • Jongkwan Lee
2	Transmission of Global Financial Shocks: Which Capital Flows Matter?	Bada Han
3	Measuring the Effects of LTV and DTI Limits: A Heterogeneous Panel VAR Approach with Sign Restrictions	Soyoung Kim • Seri Shim
4	A Counterfactual Method for Demographic Changes in Overlapping Generations Models	Byongju Lee
5	Housing Wealth, Labor Supply, and Retirement Behavior: Evidence from Korea	Jongwoo Chung

---

---

6	Demand Shocks vs. Supply Shocks: Which Shocks Matter More in Income and Price Inequality?	Seolwoong Hwang · Kwangwon Lee · Geunhyung Yim
7	Financial Literacy and Mutual Fund Retail Investing: Evidence from Korea During the 2008 Financial Crisis	Jongwoo Chung · Booyuel Kim
8	Exchange Rate Regime and Optimal Policy: The Case of China	Yujeong Cho · Yiping Huang · Changhua Yu
9	북한 수출입단가지수 추정: 북중무역 데이터를 중심으로	이종민 · 김민정
10	탄소배출을 감안한 국가별 녹색 총요소생산성 분석	안상기
11	북한 소비자 지급수단 조사 및 분석	이주영
12	Selection into Outsourcing versus Integration Strategies for Heterogeneous Multinationals	Sangho Shin
13	Central Bank Digital Currency and Privacy: A Randomized Survey Experiment	Syngjoo Choi · Bongseop Kim · Young Sik Kim · Ohik Kwon
14	Technological Change, Job Characteristics, and Employment of Elderly Workers: Evidence from Korea	Jongwoo Chung · Chulhee Lee
15	Machine-Learning-Based News Sentiment Index (NSI) of Korea	Beomseok Seo · Younghwan Lee · Hyungbae Cho
16	빅데이터를 이용한 실시간 민간소비 예측	신승준 · 서범석
17	Fixed Effects Quantile Estimations with Extended Within Transformation and their Application	Ki-Ho Kim
18	글로벌 금융위기 이후 가계소비행태 변화 분석: 세대별 소비행태를 중심으로	최영준

---

---

	19	Optimal Monetary Policy under Heterogeneous Consumption Baskets	Seunghyeon Lee
	20	통화정책 충격이 생산과 물가에 미치는 효과의 국가별 차이 및 결정요인	임근형 · 나승호 · 오다운
제2023	-1	Shocks, Frictions, and Inequality in Korean Business Cycles	Seungcheol Lee · Ralph Luetticke · Morten O. Ravn
	2	소득동질혼과 가구구조가 가구소득 불평등에 미치는 영향: 국제비교를 중심으로	박용민 · 허 정
	3	Dominant Currency Pricing: Evidence from Korean Exports	Minkyu Son
	4	Banking Crisis, Venture Capital and Innovation	Chun-Yu Ho · Won Sung
	5	Can Robots Save Workers? The Effects of Robots on Workplace Injuries and Workers' Health in Korea	Hyejin Kim
	6	International Reserve Accumulation: Balancing Private Inflows with Public Outflows	Bada Han · Dongwook Kim · Youngjin Yun
	7	Global Bank Branches and Financial Stability: How Do Global Bank Branches Amplify Financial Shocks?	Yoocheol Noh
	8	인구구조 변화에 따른 산업별 고용인력 변화와 정책대안별 효과 추정: 여성, 고령자, 외국인 고용확대를 중심으로	김혜진 · 정종우
	9	북한 장기 수출입 데이터 재구축 및 분석 : 1962~2018년	김민정 · 김다울
	10	Econometric Forecasting Using Ubiquitous News Text: Text-enhanced Factor Model	Beomseok Seo

---

- 
- |    |   |   |
|----|---|---|
| 11 | Changes in Inflation Dynamics in Korea: Global Factor, Country Factor, and their Propagation  | Yun Jung Kim · Noh-Sun Kwark            |
| 12 | Financial Technologies and the Effectiveness of Monetary Policy Transmission  | Iftekhar Hasan · Boreum Kwak · Xiang Li |
| 13 | 북한의 시장물가: 2006~2022   | 임 송 · 문승현                               |
| 14 | 지난 60년 경제환경변화와 한국기업 재무지표 변화: 『기업경영분석』(1961-2021)에 나타난 지표를 중심으로<br>Korea's Economic Policy Changes: Reflected in the Corporate Financial Indicators During the Last 60 Years | 조윤제 · 최연교                               |
| 15 | Extended Two-Way Fixed Effects Quantile Cointegration Regression and Its Application  | Ki-Ho Kim                               |
| 16 | In Search of the Origin of Original Sin Dissipation   | Bada Han · Jangyoun Lee · Taehee Oh     |
| 17 | 대규모·비선형 베이지안 VAR 모델을 활용한 한국 거시경제 전망 및 시나리오 분석   | 강규호 · 김도완                               |
-

---

## BOK 경제연구 제 2023-17

---

2023년 8월 28일 인쇄

2023년 8월 28일 발행

발행인 이 창 용

편집인 조 태 형

발행처 한국은행

경제연구원

서울시 중구 남대문로 39

인쇄처 (사)한국장애인이워크협회 일자리사업장

서울 금천구 가산디지털2로 114

---

© 한국은행, 2023

■ 본 자료는 한국은행 홈페이지에서 무료로 다운로드  
받으실 수 있습니다. <http://www.bok.or.kr>



