

금리를 활용한 통화정책의 단기적 영향 분석*

Analyzing the Short-Run Effects of Monetary Policy Using Interest Rates

황진태**·김성민***

Jin-tae Hwang·Sung-min Kim

본 연구는 중앙은행의 통화정책이 실질GDP와 물가에 단기적으로 어떠한 영향을 미치는지를 살펴보았다. 이를 위해 본 연구는 전통적인 VAR 모형과 베이지안 VAR 모형을 사용하여 콜금리 변화 충격에 따른 실질GDP 증가율과 소비자물가 상승률의 충격반응함수를 구하였다. 이러한 충격반응함수의 결과, 콜금리 상승 충격에 대해 실질GDP 증가율 하락이 빠르게 나타났다. 그러나 물가상승률은 오히려 일정 기간 상승세가 지속되다 3분기가 지나서야 하락하는 등 물가안정에 시차가 존재하는 가격퍼즐 문제가 발생하였다.

가격퍼즐 문제 완화와 관련하여 본 연구는 국제유가와 환율 등 다른 거시경제변수를 추가하여 통제하는 방법, 모형의 시차를 확대하는 방법, 베이지안 VAR 모형에 당기제약으로 콜금리 변화에 대해 실질GDP 증가율과 소비자물가 상승률의 변화 방향을 제약하는 부호제약 방법을 사용하였다. 이 중 거시경제변수를 추가하는 방법은 가격퍼즐을 크게 개선하지 못하였으며, 시차와 베이지안 VAR 모형에 부호제약을 활용하는 방법이 상대적으로 유효하였다.

국문 색인어: 금리, 통화정책, 베이지안 벡터자기회귀 모형

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B030300, B030600, B030601

* 이 연구는 2019학년도 대구대학교 학술연구비 지원으로 수행되었음.

** 대구대학교 경제금융학부 부교수(jhwang@daegu.ac.kr), 제1저자

*** 경북대학교 경제통상학부 초빙교수(java0215@gmail.com), 교신저자

논문 투고일: 2023. 6. 20, 논문 최종 수정일: 2023. 8. 10, 논문 게재 확정일: 2023. 8. 18

I. 서론

본 연구는 실질GDP와 물가에 미치는 금리를 통한 통화정책의 단기적 영향에 대해 살펴 보고자 한다. 이러한 통화정책이 실물경제에 미치는 영향에 대한 논의는 통화당국을 비롯하여 산업과 학계 모두 관심을 가지고 있는 주제이며, 거시경제학에서의 중요한 이슈 중 하나이기도 하다.

중앙은행은 경제의 안정을 위해 통화정책을 사용하는데, 이는 주로 물가안정을 유지하고 경제성장, 완전고용, 금융시장 안정 등을 궁극적 목표로 한다. 이러한 목표를 달성하기 위해 일반적으로 중앙은행은 통화량, 환율, 물가상승률 중 하나를 택하여 통화정책의 명목 기준지표(Nominal anchor)로 삼아 정책을 운용한다. 우리나라는 IMF 외환위기 발생 직후인 1998년부터 물가상승률 자체를 명목기준지표로 하는 물가안정목표제(Inflation targeting)를 채택하였으며, 이를 현재까지 유지하고 있다(「한국은행법」 제6조 제1항). 이러한 물가안정목표에 따른 구체적인 방식으로 최초 시중은행 간 초단기 대차거래에 적용되는 시장금리인 콜금리를 운용목표로 삼았다. 그러나 2008년 3월 이후부터는 콜금리 대신 금융통화위원회가 정하는 ‘한은기준금리’를 운용목표로 하여 7일물 환매조건부채권(RP) 금리를 사용하고 있다. 즉, 이는 한국은행과 시중은행 간 대차거래 시 적용되는 금리이다.

통화정책에 대한 기존 연구는 크게 통화정책 중 명목기준지표 선택에 따른 경제적 효과, 통화정책의 파급효과, 중앙은행의 통화정책 결정과정, 다양한 정책수단의 효과 등으로 구분할 수 있다.

가령, 명목기준지표 선택에 따른 경제적 효과를 다룬 연구로는 강명현·이혜란(2014)이 있는데, 이들은 통화정책의 운용체계로써의 물가안정목표제가 얼마나 경제에 유효한지를 실증적으로 분석하였다. 이를 위해 1990~2009년의 패널자료에 대해 2000년대 전후로 구분한 세부기간별로 일반화된 적률법(Generalized Method of Moments; GMM)을 적용하였으며, 선진국과 개발도상국 등 105개국을 대상으로 물가안정목표제 채택국과 비채택국으로 구분하였다. 이러한 접근법을 통해 물가상승률과 물가변동성에 대한 물가안정목표제의 유효성을 분석하였는데, 2000년대 이후 정책의 유효성이 하락하는 것으로 나타났

다. 허준영(2022)은 현행 물가안정목표제를 비롯해 그 대안으로 논의되고 있는 평균물가 목표제와 물가수준목표제 등 명목기준지표에 대한 유효성을 분석하였다. 그는 2000년 1분기~2020년 2분기의 시계열 자료를 대상으로 뉴케인지안 형태의 동태확률일반균형(Dynamic Stochastic General Equilibrium; DSGE)을 이용하여 실증분석을 하였다. 또한 이러한 실증분석 결과를 바탕으로 사회후생적 관점에서의 2차 손실함수(3가지 형태)를 이용하여 경제의 여러 상황별로 평가될 수 있는 각 명목기준지표의 유효성에 대한 시뮬레이션 결과를 제시하였다. 그 결과로 명목금리의 제로(Zero) 하한이 반영되지 않은 경우는 기존의 물가안정목표제가, 하한이 반영된 경우는 평균물가목표제가 가장 높은 수준의 사회후생을 달성하는 것으로 나타났다.

한편, 통화정책이 경제에 미치는 파급효과를 분석한 연구로 앞서 언급한 강명현·이혜란(2014)이 있는데, 이들은 1995.5월~2011.7월 간 일별 자료를 사용하여 금융위기 전후로 그랜저인과관계 분석과 GMM을 이용한 회귀분석을 통해 이자율의 파급경로를 살펴보는 등 금리 증시 통화정책의 유효성도 분석하였다. 특히, GMM을 이용한 분석결과로 기준금리가 콜금리에 대해 미치는 파급효과가 금융위기 이후 더 커진 반면, CD금리, 국고채 수익률, 주가에 대해서는 크게 약화된 것으로 나타났다. 이는 결국 금융위기 이후 금리 증시 통화정책의 파급효과가 약화되었음을 나타낸다. 이에 대해 저자들은 금융위기 이후 장기금리에 대해 단기금리의 기대치보다는 장기금리의 결정요인 중 하나인 위험프리미엄이 더 많이 반영된 것이 원인일 수 있음을 지적하였다. 김기현·이한식(2013)은 금리 증시 통화정책의 대표적 파급효과 중 하나인 이자율 경로의 유효성을 살펴보았다. 이를 위해 그들은 기준금리와 장단기 국고채 금리 간 관계를 분석하였는데, 2001~2012년의 일별 시계열 자료에 대해 벡터오차수정모형(Vector Error Correction Model; VECM)을 적용하였다. 분석결과, 중앙은행의 기준금리 설정에 따른 콜금리는 국고채 금리에 영향을 받아 내생적으로 결정되는 반면, 장기금리는 콜금리에 크게 영향을 받지 않는다고 하였다. 즉, 장기금리에 대한 금리 증시 통화정책의 영향력이 제한적임을 주장하였다.

김영도(2017)는 2000~2016년 동안의 월별 시계열 자료를 대상으로 일반적인 벡터자기회귀(Vector Autoregressive; VAR) 모형 추정과 함께 시변 파라미터 VAR(Time-Varying Parameter VAR; TVP-VAR) 모형을 적용하여 분석기간의 세부구간별로

자산시장에 대한 통화정책의 파급효과를 충격반응함수를 통해 분석하였다. 분석 결과, 주식시장에 대한 이자율 충격의 영향력이 최근일수록 약화됨을 보여주었다. 김시원(2018)은 1987~2016년의 분기별 시계열 자료를 대상으로 우리나라 실질GDP 증가율, 인플레이션, 통화정책(콜금리와 M1) 변수를 사용하여 분석하였다. 그는 분석대상 기간을 세부구간으로 구분하고자 김영도(2017)에서처럼 시변파라미터 VAR 모형을 사용하였다. 이를 통해 그는 세부구간별 충격반응함수 결과를 구하였으며, 금융위기 이후 실질GDP와 인플레이션에 대한 통화정책의 영향력이 약화되었음을 보여주었다. 다만, 강력한 확장적 통화정책은 경제위기에서 벗어나는 데 도움이 된다는 것도 보여주었다.

한편, 김영도(2017)와 김시원(2018)의 시변 파라미터 VAR 모형은 모형의 계수에 시변을 허용함에 따라 경기변동, 정책변경 등에 따른 세부기간에 걸쳐 구조적 변화에 대해 초점을 맞출 때 유용한 접근법이라고 할 것이다. 다만, 해당 모형은 일반적인 국면전환 모형(Regime-switching model)과는 달리 소규모 국면전환을 추정할 때 적합한 것으로 알려져 있다. 시변 파라미터 VAR 모형의 구체적 추정방식은 모수(Parameter)에 대한 사전적 분포(Prior distribution)와 관찰된 시계열 자료를 이용하며, 마코브 연쇄 몬테카를로(Markov Chain Monte Carlo; MCMC)를 활용한 베이지안 접근법이 사용된다.

이러한 금리 중시 통화정책에 대한 연구 외에도 1990년대 이후 통화정책의 여러 파급 경로 중 신용경로에 대한 연구들도 다수 있다. 이들 연구는 주로 은행의 미시자료를 이용하여 분석한 것이 많았다. 그 결과로는 통화정책이 은행의 대출여력에 영향을 미치며, 그 크기는 은행이 가진 여러 특성에 따라 다르다는 것이었다(Bernanke and Blinder 1988, 1992; Kashyap and Stein 1995, 2000; Kishan and Opiela 2000; 박형근 2003; Chatelain et al. 2003; Hosono 2006; Matousek and Sarantis 2009; Cetorelli and Goldberg 2011; Aysun and Hepp 2011, 2013). 이에 반해 김준한·이명수(2009)는 통화정책의 파급효과로 은행의 대출경로가 크게 유의미하지 않은 데다 외환위기 이후 그 효과가 더 약화되었다고 하였다. 한편, 다른 연구들에서는 통화정책의 신용경로와 관련하여 통화정책이 은행의 대출여력에 직접적으로 영향을 주는 것보다 기업의 대차대조표상 순자산 규모에 더 큰 영향을 준다는 결과를 보여주었다. 이는 결국 통화정책이 기업의 필요자금 내부조달 여력과 이에 따른 외부자금의 조달비용에 영향을 미친다는 결과라 할 것이다

(de Bondt 2004; Ashcraft and Campello 2007; Angelopoulou and Gibson 2009; 장원창 2020).

본 연구는 VAR 모형에 우리나라의 분기별 실질GDP, 소비자물가, 콜금리 자료를 적용하여 경제에 대한 통화정책의 단기적 영향을 분석하고자 한다. 이러한 본 연구의 내용은 전체적인 주제면에서 앞선 김시원(2018)의 연구와 유사하다. 다만, 김시원(2018)은 이미 설명한 바와 같이 시변 파라미터 VAR 모형을 사용하여 분석대상 기간의 세부구간별로 통화정책의 파급효과가 어떻게 다른지에 초점을 둔 것에 반해, 본 연구는 베이지안 VAR 모형을 사용하는 등 통화정책의 단기적 영향과 표본 외 예측에 대한 결과를 안정적으로 추정하고 관찰하는 데에 초점을 두고자 한다.

이와 관련하여 본 연구는 전통적인 VAR 모형 분석에서 자주 지적되고 있는 과대추정(Overfitting) 문제와 이에 따른 표본 외(Out-of-sample) 예측의 부정확성 문제에 대해 좋은 대안이 될 수 있는 베이지안 VAR 모형을 이용한 통화정책의 단기적 영향을 자세히 살펴본다. 물론 모형 간 비교를 위해 표준 형태의 일반적인 VAR 모형에 충격의 직교화(Orthogonalization)를 적용한 결과를 벤치마크로 하여 함께 살펴본다.¹⁾

본 연구에서 초점을 두는 베이지안 VAR 모형의 장점에 대해 간략히 설명하면 일반적인 VAR 모형과는 달리 여러 시차의 설정에 대해서도 비교적 일관성 있는 표본 외 예측 결과를 보여주는 장점이 있다. 구체적 방법으로 베이지안 VAR 모형은 보통 모형에서의 장기간에 걸친 시차를 제거하기 위하여 단기에 해당하는 일부 시차 계수를 제외하고서 나머지 계수들에 0에 가까운 제약조건을 부여하는 것이 가능하다. 가령, 제약조건이 적용되는 계수에 평균이 0이고, 작은 크기의 표준편차를 가진 정규분포가 사전분포의 한 형태로 적용될 수 있다.

한편, 본 연구의 베이지안 VAR 모형을 김영도(2017)와 김시원(2018)이 사용한 시변 파라미터 VAR 모형과 비교해 보면, 두 모형 모두 전통적인 VAR 모형의 변형으로 베이지안 형태의 추정방식에 기초한다는 점에서 공통점을 가진다. 이 중 시변 파라미터 VAR 모형은 추정하고자 하는 계수의 동태적 상황을 잘 반영할 수 있어 통화정책의 구조적 변화 등을

1) 출레스키 분해(Cholesky decomposition)를 통해 직교화가 이루어진 축약형 VAR 모형의 충격반응함수 결과는 일반적인 형태의 구조형(Structural) VAR 모형인 Recursive SVAR 모형의 결과와 동일하다. 이에 SVAR 모형의 결과를 별도로 제시하지는 않는다.

포착하고자 할 때 유용한 접근법이 될 수 있다. 이에 반해, 베이지안 VAR 모형은 일반적으로 시불변(Time-invariant) 형태의 모수에 대해 전통적 VAR 모형이 직면하는 차원의 저주(Curse of dimensionality) 문제를 보완하고, 이를 통해 표본 외 예측 결과에 대한 신뢰성을 높이고자 할 때 유용하다.

이에 본 연구는 표본 외 예측 능력을 극대화하기 위하여 초모수(Hyperparameter)의 사전분포를 설정하는 데에 분석의 초점을 둔다(Litterman 1980). VAR 모형 내 모수의 사전분포는 초모수의 사전분포 설정을 통해 위계적으로 정의된다. 이와 관련하여 Giannone et al.(2015)은 초모수를 활용한 위계적 접근법이 정확한 예측 능력을 가짐을 강조하였다. 가령, 일반적인 VAR 모형은 모수의 수를 지나치게 많이 설정하게 되는 경우가 종종 발생하는데, 이러한 모수의 수로 모형에서의 모수 불확실성이 보다 높아지고 과대 추정 문제도 발생하게 되는 것이다. 이에 반해 베이지안 VAR 모형은 일종의 모수 절약형 모형으로 초모수의 사전분포에 규정된 응집성(예: λ)을 조절하는 방식으로 모수 축소의 적정 수준을 구하게 된다.²⁾

이와 관련하여 본 연구는 베이지안 VAR 모형 중 초모수에 대한 사전분포 설정을 위해 가장 표준적이면서도 많이 활용되고 있는 ‘미네소타 사전분포’(Minnesota prior)를 사용한다. 그리고 초모수(예: λ)에 대한 사전분포와 관련하여 본 연구에서는 마코브 연쇄 몬테 카를로(MCMC) 샘플링을 통해 해당 초모수의 사후분포(Posterior distribution)를 제시하게 된다. 이러한 연쇄과정을 통해 본 연구에서 구한 초모수의 사후분포는 수렴하는 형태로 별도의 이상치(Outlier)도 관찰되지 않는 등 비교적 양호한 모습이었다. 이러한 과정을 통해 VAR 모형 계수에 대한 추정값을 비롯해 콜금리 변화 충격에 대한 실질GDP 증가율과 소비자물가 상승률의 충격반응 결과를 보여준다. 이러한 충격반응함수의 결과에 대해 단기적으로 콜금리 상승 시 실질GDP 증가율이 빠르게 하락하는 것을 관찰할 수 있었다. 그러나 경제이론에서의 예측과는 달리 소비자물가 상승률의 단기적 하락은 관찰되지 않았는데, 이는 통화정책의 단기적 영향에 대한 실증분석에서 자주 나타나는 가격퍼즐(Price puzzle)에 해당된다. 이에 이 문제를 완화하기 위한 분석이 추가로 진행된다.

2) 일반적인 VAR 모형에서 사용되는 모형의 정보기준(예: AIC, BIC 등)은 모수의 수에만 관계가 있을 뿐 초모수를 사용하지는 않는다. 따라서 이들 정보기준은 표본 내(In-sample) 자료에 대한 추정 능력을 극대화하는 느슨한 형태의 사전분포를 가진 모형에 도움이 된다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. II장에서 베이지안 VAR 모형과 사전분포 설정에 대해 간략히 설명한다. III장에서는 본 연구에서 사용하는 시계열 자료에 대해 살펴보고, 베이지안 VAR 모형에서 설정된 초모수의 사후분포를 보여준다. 또한 콜금리 변화 충격에 따른 충격반응함수 결과와 관련 가격퍼즐 문제에 대해 논하고, 이 퍼즐을 해결하기 위한 접근법과 관련 분석결과를 제시한다. IV장에서는 본 연구를 맺는다.

II. 분석방법론

1. 벡터자기회귀(VAR) 모형과 베이지안(Bayesian) 접근법

본 연구는 앞서 설명한 바와 같이 통화정책이 경제에 미치는 단기적 영향을 실증적으로 분석하기 위하여 벡터자기회귀(Vector Autoregressive; VAR) 모형을 사용한다.

$$y_t = a + A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_s y_{t-s} + \epsilon_t \quad (1)$$

식(1)에서 y_t 는 n 개의 내생변수로 이루어진 $n \times 1$ 형태의 벡터이다. a 는 각 내생변수에 대한 상수항 벡터로 $n \times 1$ 형태이며, $A_l (l = 1, 2, \dots, s)$ 은 내생변수 벡터의 시차항(lag term)에 대한 $n \times n$ 계수행렬이다. $\epsilon_t \sim N(0, \Sigma)$ 는 각 내생변수에 대한 외생적 충격을 나타내는 항이며, Σ 는 외생적 충격의 $n \times n$ 공분산 행렬이다. 추정대상이 되는 모수의 수는 a 와 $A_l (l = 1, 2, \dots, s)$ 로 $n + n^2 \times s$ 개가 있으며, Σ 에 대해서는 $n(n+1)/2$ 개가 있다.

식(1)과 관련하여 본 연구는 전통적인 VAR 모형에 대해 최소자승법(Ordinary least squares)으로 모수를 추정함과 동시에 베이지안(Bayesian) 형태의 접근법을 활용하는 데에 초점을 둔다.³⁾ 베이지안 형태의 추정법은 기존의 VAR 모형 추정 시 자주 직면하게 되는 ‘차원의 저주’(Curse of dimensionality) 문제를 완화하는 장점이 있는 것으로 알려져 있다. 차원의 저주 문제는 보유하고 있는 시계열 자료를 전통적인 VAR 모형으로 추정할 때

3) 본 연구는 전통적인 축약형 VAR 모형과 베이지안 VAR 모형의 충격반응함수 모두에 홀레스키 분해(Cholesky decomposition)를 이용한 직교화(Orthogonalization)를 적용하였다.

시차변수들을 통해 추정해야 할 모수가 크게 증가하게 되면 많은 정보를 얻게 되는 장점이 있는 반면, 추정상의 불확실성도 커져 그 장점을 그대로 상쇄하게 되는 문제라 할 것이다. 이에 따라 모형의 추정 및 표본 외(Out-of-sample) 예측 결과에 대한 신뢰도도 약화된다.

이에 반해, 베이지안 접근법은 모형의 모수에 대한 분포를 미리 설정하는 방식이므로 관측치 수와 추정해야 할 모수의 수가 주어져 있을 때 응집성(Tightness)을 나타내는 초모수를 사전분포의 형태로 조절하면서 효율적으로 통제할 수 있는 장점이 있다. 가령, 주어진 관측치 수에 비해 추정해야 할 모수가 많으면 사전분포의 응집성이 강화(예: $\lambda \downarrow$)되어 모형이 축소되는 결과가 되는 것이다(Giannone et al. 2015).

2. 베이지안 VAR 모형의 사전분포 설정

베이지안 VAR 모형 추정은 모형 내 모수의 사후분포를 구하기 위해 모수에 대한 사전적 확률분포와 표본자료에 따른 가능도 함수(Likelihood function)를 이용하는 접근법이다. 이는 아래와 같은 베이즈 정리(Bayes' law)에 기초한다.

$$p(\theta|y) \propto p(y|\theta) \times p(\theta) \quad (2)$$

식(2)는 모수 θ 에 대한 사전분포 $p(\theta)$ 에 표본분포인 가능도 함수 $p(y|\theta)$ 를 적용시켜 업데이트한 사후분포 $p(\theta|y)$ 를 나타낸다. 사후분포를 구하기 위해서는 사전분포 $p(\theta)$ 를 어떻게 설정하느냐는 중요한 의미를 가진다. 가령, $p(\theta)$ 가 주어진 지지집합(Support) 내에서 균일한(Flat) 형태라면 사전분포로서 유용한 정보가 없다고 할 것이다. 이 경우 모수 θ 의 추정에 대해 신뢰할 만한 결과를 얻지 못하게 된다(Stein 1956; Sims 1980). 따라서 사전분포에 유용한 정보를 제공하는 문제는 가설검정을 수행하는 문제와 일맥상통한다(Giannone et al. 2015).

결국 사전분포의 초모수를 설정하는 문제가 베이지안 VAR 모형에 핵심적인 내용인데, 이 문제에 대한 해결책으로 Litterman(1980)은 표본 외 예측 능력을 극대화하는 방식을 채택하였다. 동일한 맥락에서 Giannone et al.(2015)은 모수 θ 의 사전분포를 초모수 δ 를 통해 위계적으로 모수화한 $\theta \sim p(\theta|\delta)$ 방식을 이용하였다. 이와 관련하여 초모수 δ 의 사후분

포 $p(\delta|y)$ 를 관련 사전분포 $p(\delta)$ 와 표본분포 $p(y|\delta)$ 로 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$p(\delta|y) \propto p(y|\delta) \times p(\delta) \quad (3)$$

식(3)의 초모수 관련 표본분포 $p(y|\delta)$ 는 한계가능도(Marginal Likelihood; ML) 함수라고도 불리며, 표본 외 예측 능력의 척도가 된다(Geweke, 2001; Geweke and Whiteman 2006). 가령, 지지집합에서 균일한 사전분포 $p(\delta)$ (Flat prior)일 경우 ML의 극대화는 곧 사후분포 $p(\delta|y)$ 의 극대화과 같다. 이에 Giannone et al.(2015)는 초모수의 사전분포가 대부분 균일함을 가정할 것이므로 ML을 극대화하는 초모수를 발견하는 것이 적절한 실증분석 전략이 된다고 하였다. 또한 ML은 아래와 같이 모수 θ 의 지지집합 전체에 대해 적분한 값이므로 모수 θ 의 불확실성도 제거된다고 하였다.

$$p(y|\delta) = \int p(y|\theta, \delta)p(\theta|\delta)d\theta \quad (4)$$

모수 θ 에 대한 사전분포 $p(\theta|\delta)$ 의 구체적 설정과 관련하여 전술한 바와 같이 Litterman(1979)은 모형의 표본 외 예측 능력이 극대화되도록 사전분포의 특성을 고려하였다(예: 모수들의 공분산 크기를 응집성을 나타내는 초모수로 통제). 이렇듯 Litterman이 제시한 사전분포를 ‘미네소타 사전분포’(Minnesota prior)라 하며, 베이지안 VAR 모형 추정 시 표준적인 사전분포 형태로 사용하고 있다.

한편, 식(1) VAR 모형에서 Litterman은 각 내생변수에 영향을 미치는 외생적 충격의 공분산 행렬이 Σ 로 주어져 있다고 할 때 모형에 포함되는 시계열 변수들을 사전적으로 표류형(Drift)이 있는 랜덤워크(Random walk) 행태를 따르는 것으로 가정하였다.⁴⁾ 즉, 식(1) 계수행렬에 대한 사전평균이 아래와 같다는 의미이다(Giannone et al. 2015).

$$E[(A_l)_{ij}|\Sigma] = \begin{cases} 1 & (l = 1 \text{ 이고 } i = j \text{ 일 때}) \\ 0 & (\text{그 외}) \end{cases} \quad (5)$$

4) Litterman(1979 p. 20)은 거시경제 변수들의 확률과정이 랜덤워크 과정에 부합하는 것으로 보고 있다. Kilian and Lütkepohl(2017)도 모수 절약형 모형(Parsimonious specification)이 시계열 자료의 예측 능력을 높인다고 하였다.

또한 Litterman(1979)이 가정한 계수행렬의 공분산에 대한 미네소타 사전분포는 아래 식과 같다.

$$\text{Cov}((A_l)_{ij}, (A_m)_{qr} | \Sigma) = \begin{cases} \lambda^2 \frac{1}{l^2} \frac{\Sigma_{iq}}{\psi_j / (d-n-1)} & (l=m \text{ 이고 } j=r \text{ 일 때}) \\ 0 & (\text{그 외}) \end{cases} \quad (6)$$

식(6)에서 공분산 행렬 $\Sigma \sim W^{-1}(\Psi, d)$ (역-Wishart 분포)이다. Ψ 는 $n \times n$ 형태의 초모수 대각행렬이고, d 는 자유도를 나타내는 초모수이다. ψ_j 는 행렬 Ψ 의 j 번째 대각원소이다. 이 식은 Litterman이 가정한 것처럼 하나의 내생변수에 대해 모형에 포함된 계수들이 서로 독립임을 나타낸다. 또한 계수행렬의 시차가 과거일수록($l \uparrow$) 공분산이 작아짐도 보여준다. 한편, Σ 의 사전평균이 존재할 수 있는 자유도 d 는 $n+2$ 보다 커야 하는데, $d = n+2$ 일 때는 $E(\Sigma) = \Psi / (d-n-1)$ 가 성립한다. ψ_j 는 계수들의 표준편차에 영향을 주며, λ 는 공분산 크기의 응집성을 나타내는 초모수로 계수행렬의 사후분포를 구할 때 요구되는 사전분포와 표본자료 간 상대적 중요성을 가리킨다. 가령, λ 의 값을 크게 설정할수록 계수행렬의 사전적 공분산의 크기가 커지며, 이는 계수행렬의 사후분포 추정 시 사전분포보다는 표본분포의 중요도가 더 크게 반영됨을 나타낸다(Giannone et al. 2015). 이에 본 연구는 Litterman의 미네소타 사전분포를 기본적인 형태의 사전분포로 사용한다.

한편, Litterman(1979)이 제시한 사전분포 외에 시계열 분석에서 자주 접하게 되는 단위근과 공적분을 반영한 사전분포도 추가로 제시되었다(Sims and Zha 1998). 이는 표본내 초기 자료의 구성과 VAR 모형의 추정 결과가 주어져 있을 때 각 내생변수의 예측 능력이 될 수 있는 식(1)의 a 항(예: 상수항, 추세항)의 설명력을 줄이기 위한 것이다(Sims 1992; Giannone et al. 2015). 사실 이러한 추가적 사전분포가 적용되지 않을 경우 a 항이 동적으로 이질적인 경향을 가짐에 따라 베이저안 VAR 모형의 예측 능력이 약화된다(Sims 1992).

예를 들어, 추가된 사전분포 중 하나는 Doan et al.(1984)이 제시한 것으로 ‘계수의 합 사전분포’(Sum-of-coefficients prior)이며, 그 형태는 아래와 같다.

$$y^+ = \text{diag}\left(\frac{\bar{y}}{\eta}\right), x^+ = [0, y^+, \dots, y^+] \quad (7)$$

식(7)에서 y^+ 는 $n \times n$ 대각행렬로 식(1) 좌변에 대한 n 개의 인공적 관측치이며, \bar{y} 는 $n \times 1$ 벡터로 각 내생변수별 첫 번째 s 개 관측치에 대한 표본평균들이다. x^+ 는 $n \times (1 + ns)$ 형태의 행렬로 식(1)의 우변에 대한 n 개의 인공적 관측치이다. 즉, y^+ 는 식(1) 종속변수 표본자료의 윗부분에, x^+ 는 우변 상수항과 시차항 표본자료의 윗부분에 추가된다. 식(7)의 η 는 사전분포의 초모수로 그 값이 커질수록 유용한 정보가 없는 균일한 사전분포가 된다. 반대로, 그 값이 작을수록 사전분포의 중요성이 커져 식(1)의 시계열 변수에 단위근은 있고 공적분은 없는 형태를 고려한 것이 된다.

나머지 다른 하나는 아래 식에서 표현된 것처럼 ‘더미 최초 관측치 사전분포’(Dummy-initial-observation prior) 또는 ‘단일 단위근 사전분포’(Single-unit-root prior)로 시계열 변수 내 공적분의 존재 가능성을 허용한 형태이다.

$$y^{++} = \frac{\bar{y}}{\kappa}, x^{++} = \left[\frac{1}{\kappa}, y^{++}, \dots, y^{++} \right] \quad (8)$$

식(8)에서 y^{++} 는 $1 \times n$ 의 행벡터, x^{++} 는 $1 \times (1 + ns)$ 의 행벡터로 표본자료의 윗부분에 추가되는 1개의 인공적 관측치가 된다. κ 는 사전분포의 초모수로 그 값이 작아질수록 사전분포가 중요해져 공적분 관계가 반영된다(Sims, 1993).

Giannone et al.(2015)은 실질GDP, 디플레이터, 연방기금금리, 산업생산, 통화량 등 미국의 다양한 거시경제자료를 이용하여 지금까지 소개한 베이지안 VAR 모형을 추정하였다. 그리고 이러한 접근이 일반적인 VAR 모형보다 전반적으로 더 좋은 예측 능력을 가짐도 보여주었다. 모형 간 비교를 위하여 Giannone et al.은 점 예측의 정확성을 평가하는 평균제곱오차(Mean Squared Forecast Error; MSFE)와 분포 예측이 얼마나 정확한지를 평가하는 로그 예측점수(Log-predictive score)를 비교를 위한 기준으로 사용하였다. 로그 예측점수는 모형으로부터 예측된 분포를 정규근사(Normal approximation)하여 측정하였다.

한편, Giannone et al.(2015)은 식(6), (7), (8)에 있는 사전분포의 초모수 λ , ψ , η , κ

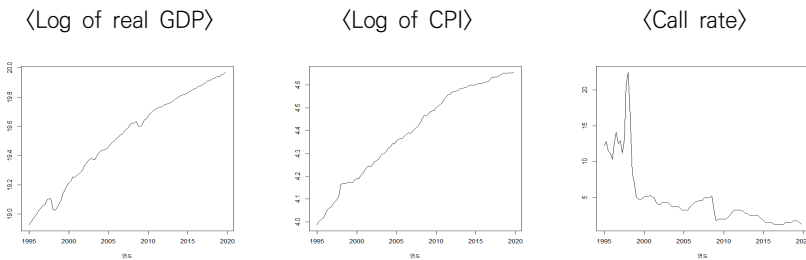
와 관련하여 λ , η , κ 에 대해 최빈값(mode)이 각각 0.2, 1, 1이고, 표준편차가 0.4, 1, 1인 감마분포(Gamma distribution)를 사용하였다. 초모수 행렬 Ψ 의 경우 모든 대각원소 각각에 대해 형상(Shape)모수와 척도(Scale)모수가 모두 0.02의 제곱인 역-감마분포(Inverse gamma distribution)를 적용하였다.

Ⅲ. 실증분석 결과

1. 시계열 자료

본 연구에서는 분석을 위한 시계열 자료로 우리나라 분기별 실질GDP(계절조정), 소비자물가지수, 콜금리를 사용한다. 이들 변수는 세인트루이스 연방준비은행의 FRED에서 추출하였으며, 분석대상 기간은 1995년 1분기~2019년 4분기이다.

〈Figure 1〉 Trends in macroeconomic variables



〈Figure 1〉은 이들 변수의 시계열 추이를 보여준다.⁵⁾ 그림에서 우리나라 실질GDP는 전체적으로 꾸준히 증가하고 있는 가운데, 1997년 외환위기와 2008년 글로벌 금융위기에 따라 경기침체가 있었음을 관찰할 수 있다. 또한 소비자물가지수도 견조한 상승세를 나타내는 모습이었다. 콜금리는 1990년대 중후반 10~15%의 수준에서 유지되고 있었으나, 외

5) 앞서 설명한 바와 같이 우리나라는 2008년 3월 이후부터 현재까지 통화정책의 운용목표로 7일물 RP 금리를 기준금리로 운영하고 있다. 이에 대해 본 연구에서는 통화정책의 운용을 나타내는 금리로 시중은행 간 초단기 시장금리인 콜금리를 사용하기로 하는데, 이는 콜금리와 한국은행의 기준금리 간에 사실상 큰 차이가 없기 때문이라는 점을 밝힌다.

환위기로 20%를 상회하는 수준으로 급등하였다. 이후 콜금리는 크게 하락한 가운데, 2014.4분기 이후 1%대 수준으로 낮아져 지속되었다.

이들 거시변수들의 시계열적 특성으로는 모두 추세를 가지고 있는 등 1차 적분인 $I(1)$ 의 모습을 보여주고 있다.⁶⁾ 계절조정이 이루어지지 않은 시계열 변수들은 분석을 위해 계절성을 제거하였다. 또한 비정상 시계열을 정상 시계열로 만들 필요가 있는데, 이를 위해 해당 변수들을 모두 1차 차분하였다. 시계열 분석모형과 관련하여 본 연구에서는 고전적 이분법(Classical dichotomy)에 따라 콜금리와 같은 명목변수와 실질GDP 간 장기적 관계가 성립하지 않는다고 간주하고서 1차 적분의 시계열 변수 간 장기적 관계를 가정하는 벡터오차수정모형(Vector error correction model)은 고려하지 않기로 한다.

2. 분석결과

가. 기본모형 분석결과

본 절에서는 통화정책의 단기적 영향을 살펴보기 위해 실질GDP 증가율, 소비자물가 상승률, 콜금리 변화분 등의 시계열 변수를 대상으로 4개 분기를 시차로 설정한 VAR 모형을 기본모형으로 사용한다. 즉, 식(1)에서 $p = 4$ 이다. 또한 구체적인 분석모형으로 앞서 언급한 바와 같이 전통적인 형태의 VAR(이하, '표준 VAR'이라 함) 모형과 베이지안 VAR(이하, 'BVAR'이라 함) 모형으로 하여 각각의 분석결과를 제시한다. 여기서 표준 VAR 모형에 대해서는 그 내용이 비교적 잘 알려져 있으므로 전체적인 설명의 초점은 BVAR 모형에 둔다.

1) 표준 VAR 모형과 BVAR 모형 간 예측성과 비교

기본모형을 활용한 통화정책의 단기적 영향을 살펴보기에 앞서 본 소절에서는 BVAR 모형 사용에 대한 의의를 밝히고자 표준 VAR 모형과 BVAR 모형의 예측성과를 비교한다. 보다 구체적으로 본 연구는 <Table 1>과 <Table 2>에서 실질GDP 증가율, 소비자물가 상승률, 콜금리 변화분 등의 시계열 자료를 대상으로 표준 VAR 모형과 BVAR 모형의 표

6) <Figure 1>의 거시변수와 그 차분변수들에 대해 ADF, PP, KPSS 검정을 실시한 결과, 차분변수들 모두가 정상 시계열인 것으로 판단되었다.

본 외 예측오차에 대한 성과(Forecasting performance)를 비교하고 있다. BVAR 모형을 활용한 분석방법의 자세한 내용은 후술된다.

먼저 본 연구는 시계열 교차검증(Cross-validation)을 통해 표본 외 예측오차의 수준이 모형 내 시차(Lag) 변화에 대해 예측성고가 어느 정도 일관성을 가지는지를 제시하고 있다. 보다 구체적으로 본 연구는 VAR(1)~VAR(8) 모형에 대해 1995년 2분기~2017년 4분기 자료 추정을 위한 시계열 자료(Training set)로 삼아 추정하였으며, 이러한 추정을 통해 구해진 예측치를 2018년 1분기~2019년 4분기에 해당하는 검증자료(Test set)에 적용하여 표본 외 예측성고의 측정치인 평균제곱오차(Root Mean Square Error; RMSE)와 평균절대오차(Mean Absolute Error; MAE)를 각 모형별로 구하였다.⁷⁾ 그리고 각 모형별 RMSE와 MAE 값들의 표준편차를 <Table 1>을 통해 비교하였다. 표의 결과를 간략히 살펴보면, 각 시계열 변수에 대해 RMSE와 MAE 모두에서 BVAR 모형의 표준편차가 표준 VAR 모형보다 작게 나타났다. 이는 BVAR 모형의 예측성고가 시차에 대해 상대적으로 일관적이라는 것을 알려주는 것이라 하겠다. 반대로 표준 VAR 모형은 모형의 시차가 달라지면 상대적으로 예측성고에 대한 변동성도 크다고 할 것이다.

<Table 1> Comparisons of the stability of forecasting performances with lag changes(1-8 quarters)

	Std. dev. of RMSE		Std. dev. of MAE	
	Standard VAR	BVAR	Standard VAR	BVAR
<i>y</i>	0.07	0.03	0.05	0.03
<i>p</i>	0.04	0.03	0.03	0.03
<i>i</i>	0.17	0.02	0.15	0.02

Notes: 1) *y*, *p*, and *i* refer to real GDP growth rate, inflation, and the change in call rate, respectively.

2) The period of the time series data (training set) for estimation is from the 2nd quarter of 1995 to the 4th quarter of 2017, and the period of the validation data (test set) for calculating forecasting performance is from the 1st quarter of 2018

7) 표본 외 예측치(\hat{y}_t)와 관련한 평균제곱오차(RMSE)와 평균절대오차(MAE)는 각각 $RMSE = \sqrt{(1/T) \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}$, $MAE = (1/T) \sum_{t=1}^T |y_t - \hat{y}_t|$ 으로 정의된다. 여기서 T 는 검증자료 (Test set)의 시계열 길이를 나타낸다.

to the 4th quarter of 2019.

- 3) For both the standard VAR model and the BVAR model, model lags corresponding to quarters 1 to 8 are utilized, and the standard deviations of the root mean square error(RMSE) and mean absolute error(MAE) calculated for each lag are determined.
- 4) The RMSE and MAE associated with out-of-sample forecasts (\hat{y}_t) are defined as $RMSE = \sqrt{(1/T) \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}$ and $MAE = (1/T) \sum_{t=1}^T |y_t - \hat{y}_t|$, respectively, where T represents the length of the time series in the validation data(test set).

〈Table 2〉는 표준 VAR 모형과 BVAR 모형 간 표본 외 예측치의 성과 비교를 위해 시계열 교차검증 방법 중 하나인 롤링 예측 원점(Rolling forecasting origin) 기법을 활용한 RMSE와 MAE의 결과가 보여주고 있다. 이를 위해 본 연구는 추정을 위한 시계열 자료(Training set)를 1995년 2분기~2012년 2분기부터 시작하여 롤링(Rolling) 형태로 1분기씩 증가시켜 1995년 2분기~2019년 3분기까지에 해당하는 총 30개의 시계열 자료에 대해 추정과 예측을 시행하였다. 모형의 예측치는 1분기 예측(One-step ahead forecast)을 사용하였으며, 예측 성과 계산을 위한 검증자료(Test set)로는 추정 자료의 다음 기를 사용하였다.

〈Table 2〉 Comparisons of forecasting performances using the rolling forecasting origin method

	RMSE		MAE	
	Standard VAR	BVAR	Standard VAR	BVAR
(a) Benchmark model				
<i>y</i>	0.61	0.54	0.50	0.45
<i>p</i>	0.39	0.46	0.29	0.39
<i>i</i>	0.34	0.24	0.27	0.18
(b) Model (1)				
<i>y</i>	0.79	0.58	0.61	0.49
<i>p</i>	0.42	0.53	0.34	0.44
<i>i</i>	0.49	0.36	0.39	0.30
(c) Model (2)				
<i>y</i>	0.68	0.59	0.53	0.49
<i>p</i>	0.49	0.52	0.40	0.43
<i>i</i>	0.27	0.18	0.22	0.15

Notes: 1) *y*, *p*, and *i* refer to real GDP growth rate, inflation, and the change in call rate, respectively.

- 2) Model (1) includes international oil prices in the benchmark model, while Model (2) is an extended model that incorporates nominal effective exchange rates.
- 3) In selecting model lags, we based our decision on various information criteria results for the standard VAR model. As a result, the benchmark model and Model (1) are best suited with a VAR(5) form, while Model (2) is best suited with a VAR(2) form.
- 4) The model predictions utilize one-step ahead forecasts, and the training set for estimation begins from the 2nd quarter of 1995 to the 2nd quarter of 2012, incrementing by 1 quarter in a rolling fashion, resulting in a total of 30 time series data points spanning from the 2nd quarter of 1995 to the 3rd quarter of 2019. The estimation and prediction are conducted using these 30 data points, and the next period of the estimation data is used as the validation data (test set) for calculating forecasting performance.
- 5) The RMSE and MAE associated with out-of-sample forecasts (\hat{y}_t) are defined as $RMSE = \sqrt{(1/T) \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}$ and $MAE = (1/T) \sum_{t=1}^T |y_t - \hat{y}_t|$, respectively, where T , i.e., 30, represents the length of the time series in the validation data (test set).

표에서 Benchmark model은 실질GDP 증가율, 소비자물가 상승률, 콜금리 변화분을 대상으로 한 것이며, Model (1)과 (2)는 벤치마크 모형에 각각 국제유가 및 명목실효환율 상승률을 추가한 모형이다. 표에서의 분석결과를 간략히 살펴보면, 소비자물가 상승률을 제외하고서는 대체로 BVAR 모형의 표본 외 예측치에 대한 RMSE와 MAE 값이 표준 VAR 모형보다 작았다. 이렇듯 <Table 1>과 <Table 2>의 결과를 볼 때 BVAR 모형을 이용한 분석은 어느 정도 시도해 볼 만한 가치가 있다고 할 것이다. 자세한 분석절차는 표 주석을 참고하기 바란다.

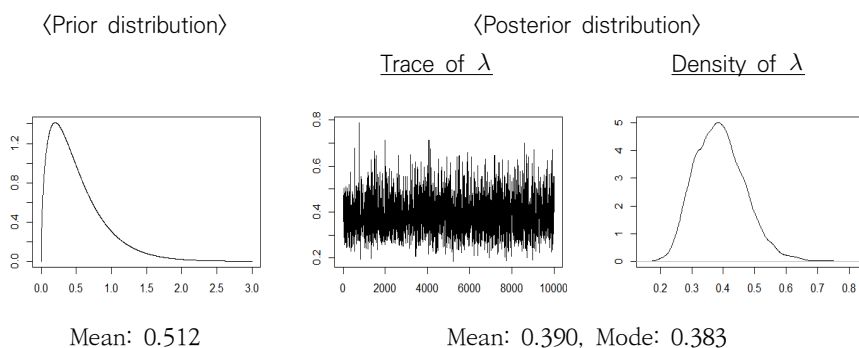
2) 초모수 λ 의 사후분포와 추정 결과

일반적으로 베이지안 접근법은 분석하고자 하는 모수(Parameter)의 사전분포와 사후분포 개념이 존재하는데, 이때 어떠한 형태를 사전분포로 사용하느냐에 따라 서로 다른 사후분포를 얻을 수 있다. 그리고 그 분석결과도 민감하게 변하여 해석에 한계가 있을 수 있다. 이에 본 연구는 BVAR 모형 추정을 위해 앞서 설명한 미네소타 사전분포를 그대로 사용하고자 한다. 미네소타 사전분포는 BVAR 모형 추정을 위한 사전분포로 최근까지도 널리 받아들여지고 있다. 다만, 본 연구의 모형이 차분 VAR 모형임에 따라 식(1) a 항과 관련하여 식(7) '계수의 합 사전분포'와 식(8) '단일 단위근 사전분포'를 적용하기는 어렵다.⁸⁾ 따라서

8) 차분 VAR 모형은 고려 가능한 오차수정모형의 공적분항 계수에 대해 사전분포로 0의 값을

본 연구의 사전분포로는 미네소타 사전분포를 사용하되 Giannone et al.(2015)이 설정한 사전분포 값을 그대로 적용한다. 예를 들어, λ 의 경우 감마분포를 적용하며, 관련 최빈값은 0.2, 표준편차는 0.4로 하였다. 또한 차분 VAR 모형은 랜덤워크(Random walk) 형태를 나타내는 식(5)의 사전평균인 1도 0으로 변환되어야 하므로 이를 반영하였다.

〈Figure 2〉 Probability distribution of hyperparameter λ



- Notes: 1) For the prior distribution of the hyperparameter λ of the gamma distribution with a mode of 0.2 and a standard deviation of 0.4, the shape parameter is 1.64, and the scale parameter is 0.312.
 2) In the prior distribution, the mean is the product of the shape parameter and the scale parameter, which is 0.512.

한편, 식(3)에서 설명한 바와 같이 초모수의 사후분포($p(\delta|y)$)를 구해야 하는데, 이를 위해 본 연구는 마코브 연쇄 몬테카를로(Markov Chain Monte Carlo; MCMC) 샘플링의 대표적 방법인 MH(Metropolis-Hastings) 알고리즘을 사용한다. 이는 정규분포와 같은 대칭적인 확률분포(제안분포)로부터 추출된 초모수(확률변수)와 관련하여 목표로 삼은 분포(타겟분포)의 확률을 직전 초모수의 확률에 대한 채택비율(확률)로 구하고, 이 비율을 바탕으로 해당 초모수를 업데이트된 초모수로 삼을 것인지 여부를 결정하는 방식이다. 만약 해당 초모수가 채택되지 못할 경우 이전의 초모수가 그대로 유지된다. 이러한 과정을 통해 초모수의 사후분포를 추정할 수 있다. 본 연구는 이러한 베이시안 추정과정을 15,000회 실시하는데, 그 중 최초 5,000회의 초모수 추정치는 소각과정(Burn-in)으로 처

적용한 것이므로 오차수정모형에 대한 일종의 베이시안 축소(Bayesian shrinkage)라 할 수 있다.

리하여 버리고, 나머지 10,000회의 초모수 추정치를 사후분포로 사용한다.

〈Figure 2〉는 초모수 λ 에 대한 사전분포를 비롯해 MH 알고리즘 과정을 통해 산출된 사후분포의 결과를 보여준다. 보다 구체적으로 그림에서의 첫 번째 열은 초모수 λ 의 사전 분포로 최빈값이 0.2, 표준편차가 0.4로 설정된 감마분포를 나타내고 있다. 이 경우 형상 모수(Shape parameter)는 1.64, 척도모수(Scale parameter)는 0.312가 되는데, 초모수 λ 의 모평균은 이 형상모수와 척도모수의 곱으로 0.512가 된다.

그림의 두 번째 열은 소각과정 이후의 초모수 λ -값의 추이(Trace)를 보여주고 있으며, 세 번째 열은 해당 초모수 값의 분포를 나타낸다. 두 번째 열의 λ -값 추이를 보면 그 값이 안정적으로 수렴되고 있음을 알 수 있다. 초모수 λ 의 사후분포에서는 최빈값이 0.383으로 나타났으며, 이는 사전분포에서 설정된 최빈값 0.2에 비해 다소 커진 값이라 할 것이다. 그리고 앞서도 설명한 바와 같이 초모수 λ 의 사후분포에서 평균 또는 최빈값이 클수록 사전분포보다는 표본분포가 더 많이 반영됨을 나타낸다.

〈Table 3〉은 BVAR 모형의 결과이다. 표에 나타나 있는 여러 값들 중 첫 번째 열인 실질GDP 증가율 결과에서 전분기의 콜금리 변화에 대한 계수로 -0.512가 있는데, 이는 MH 알고리즘 과정을 통해 5,000회의 소각과정(Burn-in) 후 생성된 10,000개의 계수값 중 중위수(Median)에 해당한다. 그 아래에 있는 (-0.707, -0.319)는 설명한 10,000개의 계수값 중 9,500개가 해당 범위에 포함됨을 나타낸다. 그리고 -0.512에 대해 해석을 하자면, 직전 분기 콜금리의 상승 폭이 1%p 확대되면 실질GDP 증가율이 0.512%p 하락한다는 것이다.

한편, 일반적인 VAR 모형의 추정 결과에 대한 해석과 관련하여 해당 모형은 기본적으로 경제이론을 기초로 하여 만들어진 것이 아니라 추정을 위해 축약형으로 설정된 것이기 때문에 모형의 결과를 통해 경제적 의미를 정확히 밝히는 데에는 한계가 있다는 점에 유의할 필요가 있다. 한편, 표준 VAR 모형의 추정결과는 지면상의 제약으로 생략하기로 한다.

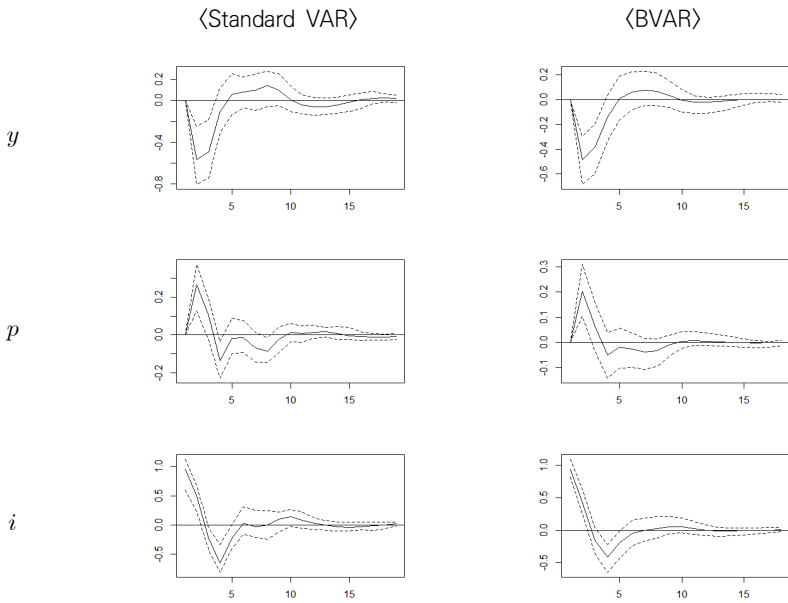
〈Table 3〉 Estimation results of the BVAR model

Variables	y_t	p_t	i_t
y_{t-1}	0.124 (-0.068, 0.314)	0.062 (-0.040, 0.164)	0.249 (0.054, 0.440)
p_{t-1}	-0.131 (-0.469, 0.210)	0.074 (-0.119, 0.260)	-0.246 (-0.613, 0.102)
i_{t-1}	-0.512 (-0.707, -0.319)	0.217 (-0.111, 0.323)	0.456 (0.265, 0.654)
y_{t-2}	0.147 (-0.025, 0.323)	0.029 (-0.063, 0.122)	0.213 (0.034, 0.396)
p_{t-2}	-0.030 (-0.312, 0.253)	0.093 (-0.053, 0.251)	-0.225 (-0.522, 0.058)
i_{t-2}	-0.083 (-0.276, 0.108)	-0.016 (-0.118, 0.087)	-0.205 (-0.412, -0.013)
y_{t-3}	0.033 (-0.118, 0.190)	0.022 (-0.060, 0.109)	-0.015 (-0.176, 0.142)
p_{t-3}	-0.101 (-0.347, 0.119)	0.148 (0.019, 0.307)	0.089 (-0.139, 0.345)
i_{t-3}	-0.058 (-0.210, 0.099)	0.006 (-0.080, 0.090)	0.005 (-0.151, 0.161)
y_{t-4}	0.033 (-0.094, 0.166)	0.029 (-0.042, 0.103)	0.094 (-0.041, 0.239)
p_{t-4}	0.023 (-0.169, 0.223)	0.023 (-0.078, 0.128)	-0.057 (-0.266, 0.136)
i_{t-4}	-0.088 (-0.225, 0.036)	0.067 (0.000, 0.144)	0.039 (-0.090, 0.174)
상수항	0.748 (0.281, 1.217)	0.308 (0.038, 0.570)	-0.324 (-0.809, 0.147)

Notes: 1) y , p , and i refer to real GDP growth rate, inflation, and the change in call rate, respectively.

2) The estimated values correspond to the median, and the values in parentheses represent the 95% confidence interval.

〈Figure 3〉 Impulse responses to a call rate shock



Notes: 1) y , p , and i refer to real GDP growth rate, inflation, and the change in call rate, respectively. The gray dashed lines above and below the solid line indicate the 95% confidence interval.

- 2) The first row represents the response of real GDP growth rate to shocks in the call rate, the second row represents the response of consumer price inflation rate, and the third row represents the self-response of changes in the call rate.
- 3) The shocks of the model are orthogonalized through Cholesky decomposition in the order of y , p , and i .

3) 충격반응함수(Impulse response function) 결과

〈Figure 3〉은 표준 VAR과 BVAR 모형의 추정 결과를 바탕으로 콜금리의 상승 충격에 따른 실질GDP의 증가율과 소비자물가 상승률의 충격반응함수 결과를 보여주고 있는데, 표준 VAR과 BVAR 모형 모두 서로 유사한 모습이었다.

가령, 콜금리의 1%p 상승 충격 시 실질GDP 증가율이 음(-)의 값을 기록하는 등 즉시 하락하였으며, 충격 발생 후 1~2분기에 대해서는 95% 신뢰수준이 음(-)의 값에 있었다. 이후 실질GDP 증가율을 하락시키는 콜금리 상승 충격에 따른 효과는 점차 사라졌다. 한편, 소비자물가는 동일한 콜금리의 상승 충격에 대해 물가상승률이 오히려 높아지다 충격 후 3분기가 되어서야 진정되는 모습이었다. 이와 관련하여 Angeloni et al.(2002 p. 21)

은 유로지역을 대상으로 VAR 모형을 활용하여 분석한 결과, 예상치 못한 단기금리의 상승에 대해 물가안정은 산출량 감소에 비해 더 큰 시차를 가진다고 하였다.

나. 가격퍼즐(Price puzzle)과 수정 분석결과

1) 가격퍼즐 문제

〈Figure 3〉과 관련하여 일반적인 통화정책이론은 중앙은행의 긴축적 통화정책에 따른 금리상승 시 물가상승 압력이 낮아질 것으로 예측하고 있다. 그러나 그 예측과는 달리 〈Figure 3〉이 보여주는 실증분석 결과는 콜금리 상승 충격에 대해 소비자물가 상승률이 즉시 하락하지 않는 것이었다. 이렇듯 중앙은행의 긴축적 통화정책에 따른 금리인상이 물가상승률을 빠른 속도로 낮추지 못하는 실증적 분석결과가 자주 발견되는데, 이를 가격퍼즐(또는 물가퍼즐)이라 한다.

이에 이러한 퍼즐의 원인으로 불완전정보, 미래지향적 태도, 공급요인, 측정오차 문제 등 여러 요인들이 지적되어 왔다. 가령, 공급측 요인으로 국제유가 상승이 나타나 생산비용이 상승할 경우 금리인상과 같은 통화정책에도 물가상승률이 높아질 수 있어 금리와 물가가 동시에 상승하는 가격퍼즐 현상이 관찰될 수 있다. 더욱이 이러한 가격퍼즐과 관련하여 Sims(1992)는 VAR 모형에서 제대로 식별(Identification)된 충격에는 중앙은행의 외생적 금리인상 충격뿐 아니라 관찰되지 않는 미래 인플레이션 예측에 대한 중앙은행의 내생적 충격반응도 포함될 수 있다고 하였다. 그럼에도 일반적인 형태의 VAR 모형은 그 충격에 관련 미래 인플레이션 예측에 대한 정보를 포함하고 있지 않으므로 그 실증분석 결과에서 가격퍼즐이 나타날 수 있음을 지적하였다. 결국 다른 경제적 요인으로 형성될 수 있는 인플레이션에 대한 중앙은행의 기대(Expectation)가 금리인상 결정(충격)에도 영향을 미칠 수 있음을 함의한다고 하겠다.

2) 수정 분석결과

본 소절에서는 가격퍼즐 문제를 고려한 통화정책의 단기적 영향을 분석한다. 이를 위해 본 연구는 통화정책의 충격에서 중앙은행의 인플레이션 기대에 따른 내생성 문제를 통제

하여 충격의 외생성을 확보하고자 한다. 보다 구체적으로 외생적 금리인상 충격에 따른 실질GDP 증가율과 소비자물가 상승률의 충격반응을 보다 면밀히 살펴보기 위하여 3가지 측면에서 접근한다.

먼저 국제유가와 환율 등 다른 거시경제적 요인을 VAR 모형에 추가하여 가격퍼즐 문제가 완화되는지 살펴본다(Sims 1992; Kim 1999; Kim and Roubini 2000; Barth and Ramey 2001; Hanson 2004; Sims and Zha 2006). 이는 앞서도 설명한 바와 같이 금리인상 충격에 내재하고 있는 내생성을 통제하는 효율적인 접근법이 될 수 있다. 다만, 이는 새로운 시계열 변수가 모형에 추가됨에 따라 모형이 복잡해지는 단점이 있다.

이러한 단점에 대해 Estrella(2015)는 많은 통제변수를 사용한 큰 규모의 VAR 모형에서도 가격퍼즐 문제가 크게 완화되지 않음을 지적하면서 VAR 모형의 시차를 늘리는 방식을 제안하였다. 이는 통화정책 실시에 대해 실질GDP 증가율과 물가상승률 등 거시경제변수의 관찰 가능한 충격반응 간에 상당한 시차가 존재할 수 있음에 근거한 것이다. 보다 구체적으로 Estrella(2015)는 금리인상 충격이 단기적으로 인플레이션에 직접적 영향을 주지 않는다는 이론적 가정을 바탕으로 인플레이션의 충격반응을 만드는 0과 1시차 계수를 0으로 제약할 경우 가격퍼즐 문제가 완화됨을 보여주었다. 이는 가격퍼즐 문제가 어느 정도 완화되는 수준에서 최소한의 시차를 모형에 설정하는 방식이라 할 것이다.

한편, BVAR 모형의 경우 이러한 가격퍼즐과 관련하여 식(5)의 계수행렬에 대해 랜덤워크 형태의 사전분포만을 가정하고 있을 뿐 금리인상 충격에 따른 물가상승률의 충격반응에 대해 부호(Sign)적 측면에서 어떠한 확정적 제약도 하고 있지 않아 실증분석에서 해당 문제를 다루기 어려운 측면이 있다. 이에 대해 BVAR 모형에서는 SVAR 모형에서의 당기제약(Contemporaneous restrictions) 조건에 거시경제이론에 입각한 부호제약(Sign restrictions)을 부여하여 식별하는 방법을 그 대안으로 두고 있다. 즉, BVAR 모형을 이용한 분석에서는 이렇듯 부호제약을 활용하는 방법이 가장 정형화된 접근법이라 할 수 있다.

〈Figure 4〉는 표준 VAR과 BVAR 모형 각각에 대한 콜금리 상승 충격에 따른 소비자물가 상승률의 충격반응 결과를 보여준다.⁹⁾ Model (1)은 실질GDP 증가율, 소비자물가 상

9) 〈Figure 4〉에 포함되어 있지 않은 실질GDP 증가율(y)과 콜금리 변화분(i) 자체의 충격반응 결과는 〈Figure 3〉이 보여준 결과와 합이 측면에서 크게 다르지 않다는 점을 밝힌다. 그리고 이들 변수를 비롯해 추가로 모형에 포함된 거시경제변수들의 충격반응 결과는 지면

승률, 콜금리 변화분 등 기본모형에 국제유가 상승률, Model (2)는 기본모형에 명목실효 환율 상승률, Model (3)은 국제유가¹⁰⁾ 및 명목실효환율 상승률을 추가로 포함시킨 모형이다. Model (4)~(6)은 Model (3)에다 차례로 실질소비 증가율, 장기금리 변화분, 대출 증가율을 누적적으로 추가한 모형이다. 그림에서 콜금리 상승 충격에 대한 소비자물가 상승률의 충격반응 결과를 볼 때 기본모형에서의 결과에 비해 가격퍼즐 문제가 크게 개선되지 않는 것으로 보인다.

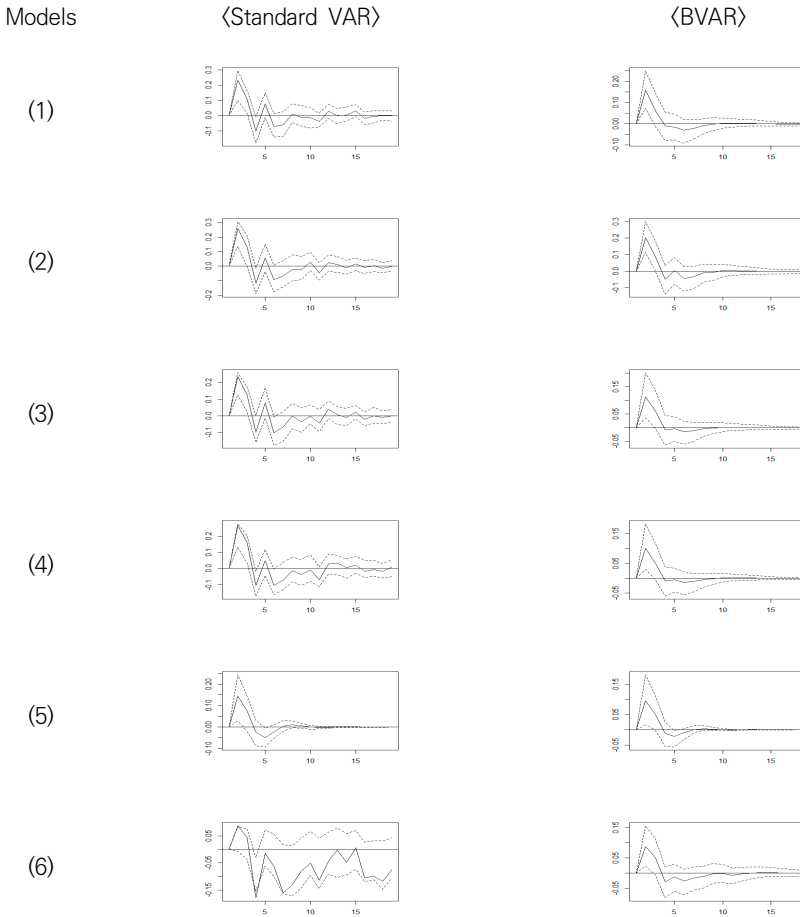
한편, 표준 VAR과 BVAR 모형에 대해 시차를 늘려 콜금리 상승 충격에 대한 소비자물가 상승률의 충격반응 결과는 <Figure 5>에 나타나 있다.¹¹⁾ 시차에서 VAR(4) 형태의 모형은 이미 <Figure 3>을 통해 그 결과를 확인하였으므로 <Figure 5>는 $s = 8, 12, 16$ 인 VAR(8), VAR(12), VAR(16) 형태의 충격반응 결과를 볼 수 있다.

그림을 보면 시차가 $s = 8$ 인 VAR(8) 모형에서의 결과는 <Figure 3>과 크게 다르지 않아 가격퍼즐 문제가 완화되었다고 보기는 어려웠다. 그러나 시차가 12와 16으로 늘어난 결과에서는 여전히 통계적 의미에 대해 논하기는 어렵지만 가격퍼즐 문제가 해소될 가능성을 보여주고 있다. 특히, $s = 16$ 의 BVAR 모형에서는 충격 후 5분기가 되기 전까지 소비자물가 상승률의 충격반응에 대한 중위값(Median)이 음(-)의 값을 기록하고 있다. 따라서 Estrella(2015)가 보여준 것처럼 추후 더 길어진 시계열 자료에 대해서는 시차를 활용한 분석을 통해 가격퍼즐 문제가 해소될 가능성이 있다고 하겠다.

관계상 생략한다. 그러나 독자의 요청이 있을 경우 언제든지 제공 가능함을 밝힌다.

- 10) 국제유가는 세인트루이스 연방준비은행의 FRED에서 추출한 서부텍사스(WTI) 원유의 국제가격을 사용한다.
- 11) <Figure 5>에 포함되어 있지 않은 실질GDP 증가율(y)과 콜금리 변화분(i) 자체의 충격반응 결과는 지면 관계상 생략한다. 다만, 독자의 요청 시 언제든지 제공 가능함을 밝힌다.

〈Figure 4〉 Impulse responses of consumer price inflation rate to a call rate shock: models with added macroeconomic variables



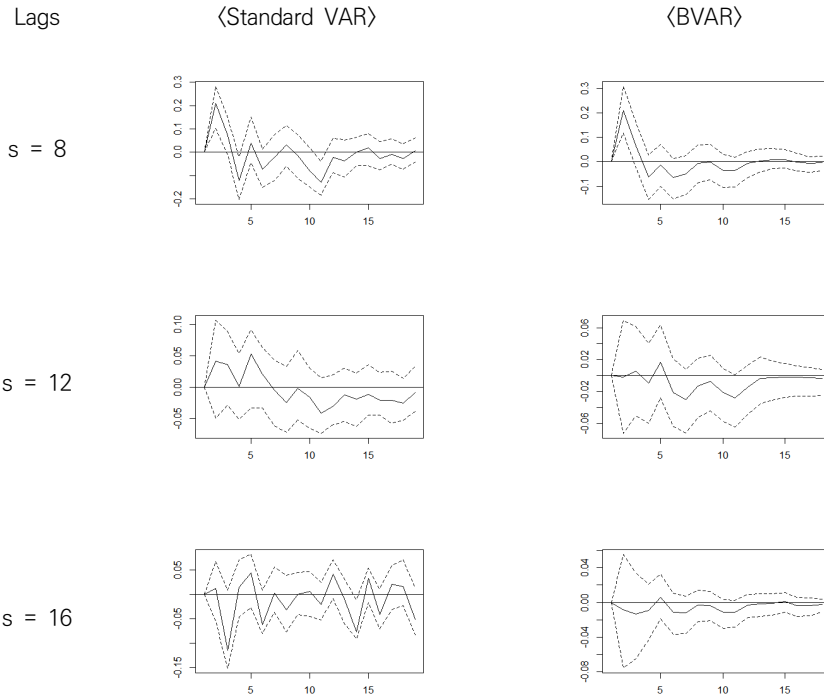
Notes: 1) *op* represents international oil prices, *ex* represents nominal effective exchange rate, *c* represents real consumption, *l*t*i* represents long-term interest rate, and *l* represents loans.

2) Models (1) through (6) are models in which macroeconomic variables are additionally controlled for in the baseline model: Model (1): *op* + *y* + *p* + *i*, Model (2): *ex* + *y* + *p* + *i*, Model (3): *op* + *ex* + *y* + *p* + *i*, Model (4): *op* + *ex* + *c* + *y* + *p* + *i*, Model (5): *op* + *ex* + *c* + *l*t*i* + *y* + *p* + *i*, and Model (6): *op* + *ex* + *c* + *l*t*i* + *l* + *y* + *p* + *i*.

3) The dashed lines above and below the solid line represent the 95% confidence interval.

4) The shocks of the model are orthogonalized through Cholesky decomposition.

〈Figure 5〉 Impulse responses of consumer price inflation rate to a call rate shock: models with expanded lags



- Notes: 1) The dashed lines above and below the solid line represent the 95% confidence interval.
 2) s represents the number of lags in the VAR model.
 3) The shocks of the model are orthogonalized through Cholesky decomposition in the order of y , p , and i .

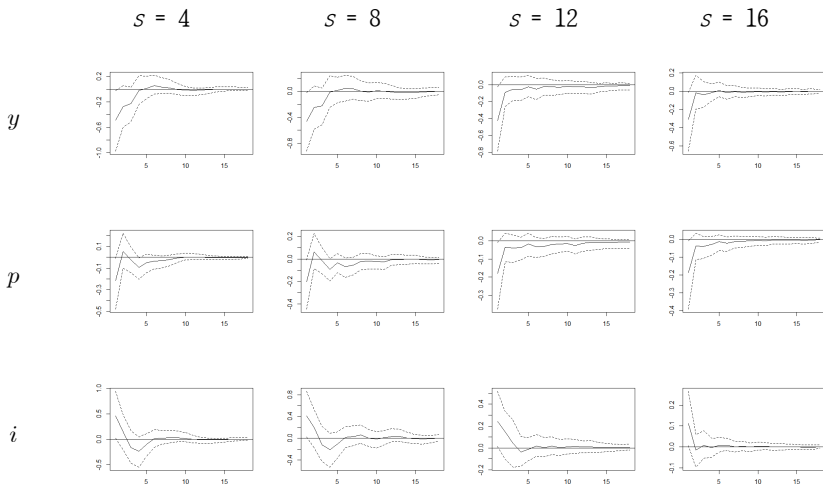
〈Table 4〉 Sign restrictions in the BVAR model

		Shock to		
		y	p	i
Response of	y	+	n.a.	-
	p	n.a.	+	-
	i	n.a.	n.a.	+

- Notes: 1) y , p , and i refer to real GDP growth rate, inflation, and the change in call rate, respectively.
 2) n.a. indicates that no sign restrictions are imposed.

한편, BVAR 모형을 대상으로 SVAR 모형의 당기제약에 부호제약을 적용하여 분석한 콜금리 인상 충격에 대한 실질GDP 증가율, 소비자물가 상승률, 콜금리 변화분 자체의 충격반응 결과는 <Figure 6>에 나타나 있다. 시차와 관련해서는 $s = 4, 8, 12, 16$ 을 적용하였다. 식별을 위한 BVAR 모형의 부호제약은 <Table 4>와 같이 설정하였다. 가령, 콜금리 상승 충격에 대해 실질GDP 증가율과 소비자물가 상승률 모두 해당 충격과 음(-)의 당기적 관계가 있는 것으로 가정하였다. 즉, 콜금리 상승 충격 시 실질GDP 증가율과 소비자물가 상승률의 충격반응이 당기에 0보다 낮은 음(-)의 값을 가짐을 나타낸다. 아울러 다른 충격에 대해서는 불가지론적 관점(Agnostic view)에서 부호제약을 설정하지 않았다.¹²⁾

<Figure 6> Impulse responses to a call rate shock: application of sign restrictions in the BVAR model



- Notes: 1) y , p , and i refer to real GDP growth rate, inflation, and the change in call rate, respectively. The gray dashed lines above and below the solid line indicate the 95% confidence interval.
 2) The first row represents the response of real GDP growth rate to shocks in the call rate, the second row represents the response of consumer price inflation rate, and the third row represents the self-response of changes in the call rate.
 3) s represents the number of lags in the VAR model.

12) 본 연구는 콜금리 상승 충격에 대한 충격반응함수만을 보고자 하므로 다른 충격에 대한 부호적 제약이 크게 중요하지 않으며, 해당 부호제약이 달라진다고 하더라도 본 연구의 결과는 변하지 않는다는 점에 유의하기 바란다.

〈Figure 6〉을 살펴보면 모든 시차에 대해 콜금리 상승 충격으로 당기에 소비자물가 상승률의 충격반응이 음(-)의 값을 가짐을 알 수 있다. 다만, 시차 $s = 4$ 와 $s = 8$ 에서는 빠른 속도로 그 충격반응이 양(+)의 값으로 전환되기도 하였다. 이에 반해 시차 $s = 12$ 와 $s = 16$ 에서는 음(-)의 값을 나타낸 당기의 충격반응이 시차 효과에 따라 장기간 지속되고 있음을 알 수 있었다. 이는 BVAR 모형의 당기제약에 경제이론에 입각하여 부호제약을 적용하는 것이 통계적 유의성이 높은 결과를 가져다주는 것은 아니겠지만, 콜금리 상승 충격에 대해 중위 수준의 충격반응이 지속적으로 음(-)의 값을 나타낸다는 점에서 가격퍼즐 문제를 완화하는 데 상대적으로 유효할 것으로 판단되었다.

IV. 결론

본 연구는 경제에 미치는 통화정책의 단기적 영향을 살펴보기 위하여 실질GDP, 소비자물가, 콜금리를 대상으로 콜금리 상승 충격에 따른 해당 변수들의 충격반응을 살펴보았다. 이를 위해 본 연구는 이들 시계열 변수를 분석의 기본모형으로 삼았으며, 이를 대상으로 BVAR 모형의 분석방법을 적용하였다. 또한, 비교 차원에서 축차적 순서를 반영하여 직교화한 표준 VAR 모형의 결과도 함께 제시하였다.

기본모형을 통한 충격반응함수의 결과, 콜금리 상승 충격에 따른 실질GDP 증가율 하락이 두드러졌다. 그러나 물가상승률은 오히려 상당 기간 동안 상승한 후 점차 진정되는 모습을 보여주었다. 이러한 결과는 일종의 가격퍼즐 문제로 표준 VAR과 BVAR 모형 전체에 걸쳐 나타났다.

이러한 문제와 관련하여 다양한 거시경제변수를 모형에 추가로 통제하는 방법을 활용하여 콜금리 상승에 따른 소비자물가 상승률의 충격반응을 구하였으나, 표준 VAR과 BVAR 모형 모두 가격퍼즐이 크게 개선되지는 않았다. 이에 반해 VAR 모형의 시차를 늘리는 방법에서는 가격퍼즐 문제가 부분적으로 개선되는 것으로 보였다. 이 중 BVAR 모형에서 해당 퍼즐의 개선이 가장 두드러졌다. 이에 대해 전체적으로 통계적 유의성이 크지는 않았지만, BVAR 모형의 부호제약이 가격퍼즐 문제를 완화하는 데 도움이 될 수 있는 접근법임을

알 수 있었다.

마지막으로 본 연구에서 사용한 BVAR 모형은 앞서 설명한 바와 같이 전통적인 VAR 모형에 비해 모형의 설정 및 추정, 그리고 결과를 해석하고 활용함에 있어 여러 장점을 가진다. 그 중에서도 VAR 모형에서의 베이지안(Bayesian)적 접근법은 모수에 대한 사전정보를 통해 그 범위를 미리 설정해 둬에 따라 분석을 위한 자료가 제한적일 때도 신뢰할 수 있는 추정치를 얻을 수 있다는 것이 주된 장점이다. 또한 이를 바탕으로 충격반응함수와 표본 외 예측 등에서 신뢰할 만한 결과를 얻을 수 있다는 점에서 베이지안 VAR 모형의 사용 가치는 높다고 할 것이다(Giannone et al. 2015). 아울러 식별과 관련하여 최근 큰 인기를 끌고 있는 동태확률일반균형(DSGE) 모형 등 여러 이론적 거시모형과 이를 바탕으로 수행하는 추정, 충격반응함수, 예측 등의 결과를 다시 축약 형태인 VAR 모형을 통해 다시 비교·확인한다는 점에서 BVAR 모형의 활용은 중요한 의미를 가진다고 하겠다.

참고문헌

- 강명현·이혜란 (2014), “한국 통화정책의 유효성 연구”, **KIF 금융리포트**, 2014-01, 한국금융연구원.
- (Translated in English) Kang, M. and H. Lee (2014). “A Study on the Effectiveness for Korean Monetary Policy,” *KIF Financial Report*, 2014(1):1-159.
- 김기현·이한식 (2013), “통화정책의 금리전달경로에 대한 유효성 분석”, **금융연구**, 제27권 제3호, pp. 127-147.
- (Translated in English) Kim, K. and H. Lee (2013). “Rate Channel of Monetary Policy Transmission: Korean Bond Market Evidence,” *Journal of Money & Finance*, 27(3):127-147.
- 김시원 (2018), “우리나라 통화정책 효과의 구조변화: 시간변화계수-VAR 모형을 이용한 실증분석”, **국제경제연구**, 제24권 제1호, pp. 49-70.
- (Translated in English) Kim, S. (2018). “Structural Changes in Monetary Policy in Korea: An Empirical Investigation Using a Time-Varying Parameter VAR Model,” *KUKJE KYUNGJE YONGU*, 24(1):49-70.
- 김영도 (2017), “자산가격경로를 통한 통화정책의 유효성에 대한 고찰”, **KIF 연구보고서**, 2017-12, 한국금융연구원.
- 김준한·이명수 (2009), “기업의 자금조달 수단과 대출경로”, **금융연구**, 제23권 제3호, pp. 51-82.
- (Translated in English) Kim, J. and M. Yie (2009). “Corporate Finance and Lending Channel,” *Journal of Money & Finance*, 23(3):51-82.
- 박형근 (2003), “은행대출경로의 유효성 분석”, **조사통계월보**, 한국은행.
- 장원창 (2020), “국내외 통화정책의 파급효과 분석: 한국, 선진국(G7), 신흥시장국(BRICs)에 대한 비교연구”, **KIF Working Paper**, 2020-03, 한국금융연구원.
- 허준영 (2022), “통화정책 운영체제별 정책효과 비교, 분석”, **보험금융연구**, 제33권 제2호,

pp. 111-168.

(Translated in English) Hur, J. (2022). "Analysis of Policy Effects by Monetary Policy Operating System," *Journal of Insurance and Finance*, 33(2):111-168.

Angeloni, I., Kashyap, A. Mojon, B. and D. Terlizzese (2002). "Monetary Transmission in the Euro Area: Where Do We Stand," *European Central Bank Working Paper Series No. 114*, European Central Bank.

Angelopoulou, E. and H. Gibson (2009). "The Balance Sheet Channel of Monetary Policy Transmission: Evidence from the United Kingdom," *Economica*, 76(304):675-703.

Aschcraft, A. and M. Campello (2007). "Firm Balance Sheets and Monetary Policy Transmission," *Journal of Monetary Economics*, 54(6):1515-1528.

Aysun, U. and R. Hepp (2011). "Securitization and the Balance Sheet Channel of Monetary Transmission," *Journal of Banking and Finance*, 35(8):2111-2122.

_____ (2013). "Identifying the Balance Sheet and the Lending Channels of Monetary Transmission: A Loan-Level Analysis," *Journal of Banking and Finance*, 37(8):2812-2822.

Banbura, M., Giannone, D. and M. Lenza (2014). "Conditional Forecasts and Scenario Analysis with Vector Autoregressions for Large Cross-Sections," *Working Paper Series No. 1733*, European Central Bank.

Barth, M., III and V. Ramey (2001). "The Cost Channel of Monetary Transmission," *NBER Macroeconomics Annual*, 16:199-240.

- Batini, N. and E. Nelson (2001). "The Lag from Monetary Policy Actions to Inflation: Friedman Revisited," *Discussion Papers 06*, Monetary Policy Committee Unit, Bank of England.
- Bernanke, B. and A. Blinder (1988). "Credit, Money, and Aggregate Demand," *American Economic Review*, 78(2):435-439.
- _____ (1992). "The Federal Funds Rate and the Channels of Monetary Transmission," *American Economic Review*, 82(4):901-921.
- Bernanke, B. and M. Gertler (1995). "Inside the Black Box: The Credit Channel of Monetary Policy Transmission," *Journal of Economic Perspectives*, 9(4):27-48.
- Cetorelli, N. and L. Goldberg (2011). "Global Banks and International Shock Transmission: Evidence from the Crisis," *IMF Economic Review*, 59:41-76.
- Chatelain, J. et al. (2003). "Monetary Policy Transmission in the Euro Area: New Evidence from Micro Data on Firms and Banks," *Journal of the European Economic Association*, 1(2/3):731-742.
- de Bondt, G. (2004). "The Balance Sheet Channel of Monetary Policy: First Empirical Evidence for the Euro Area Corporate Bond Market," *International Journal of Finance and Economics*, 9(3):2019-228.
- Doan, T., Litterman, R. and C. Sims (1984). "Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions," *Econometric Review*, 3(1):1-100.
- Estrella, A. (2015). "The Price Puzzle and VAR Identification," *Macroeconomic Dynamics*, 19(8):1880-1887.
- Geweke, J. (2001). "Bayesian Econometrics and Forecasting," *Journal of Econometrics*, 100(1):11-15.

- Geweke, J. and C. Whiteman (2006). "Bayesian Forecasting," In G. Elliott, C. Granger, and A. Timmermann, eds., *Handbook of Economic Forecasting*, New York: Elsevier.
- Giannone, D., Lenza, M. and G. Primiceri (2015). "Prior Selection for Vector Autoregressions," *The Review of Economics and Statistics*, 97(2):436-451.
- Hanson, M. (2004). "The 'Price Puzzle' Reconsidered," *Journal of Monetary Economics*, 51(7):1385-1413.
- Hosono, K. (2006). "The Transmission Mechanism of Monetary Policy in Japan: Evidence from Bank's Balance Sheets," *Journal of the Japanese International Economies*, 20(3):380-405.
- Kashyap, A. and J. Stein (1995). "The Impact of Monetary Policy on Bank Balance Sheets," *Carnegie Rochester Conference Series on Public Policy*, 42:151-195.
- _____ (2000). "What Do a Million Observations on Banks Say about the Transmission of Monetary Policy," *American Economic Review*, 90(3):407-428.
- Kilian, L. and H. Lütkepohl (2017). *Structural Vector Autoregressive Analysis*, Cambridge University Press.
- Kim, S. (1999). "Do Monetary Shocks Matter in the G-7 Countries? Using Common Identifying Assumptions about Monetary Policy Across Countries," *Journal of International Economics*, 48(2):387-412.
- Kim, S. and N. Roubini (2000). "Exchange Rate Anomalies in the Industrial Countries: A Solution with a Structural VAR Approach," *Journal of Monetary Economics*, 45(3):561-586.
- Kishan, R. and T. Opiela (2000). "Bank Size, Bank Capital and the Bank Lending Channel," *Journal of Money, Credit and Banking*,

- 32(1):121-141.
- Litterman, R. (1980). "A Bayesian Procedure for Forecasting with Vector Autoregressions," *MIT Working Paper*, 275.
- Matousek, R. and N. Sarantis (2009). "The Bank Lending Channel and Monetary Transmission in Central and Eastern European Countries," *Journal of Comparative Economics*, 37(2):321-334.
- Ramey, V. (2016). "Macroeconomic Shocks and their Propagation," *NBER Working Paper 21978*, National Bureau of Economic Research.
- Sims, C. (1980). "Macroeconomics and Reality," *Econometrica*, 48(1):1-48.
- _____ (1982). "Bayesian Inference for Multivariate Time Series with Trend," *Mimeo*, Princeton University.
- _____ (1992). "Interpreting the Macroeconomic Time Series Facts: The Effects of Monetary Policy," *European Economic Review*, 36(5):975-1000.
- _____ (1993). "A Nine-Variable Probabilistic Macroeconomic Forecasting Model," In *Business Cycles, Indicators and Forecasting*, 179-212, University of Chicago Press.
- Sims, C. and T. Zha (1998). "Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models," *International Economic Review*, 39(4):949-968.
- _____ (2006). "Does Monetary Policy Generate Recessions?" *Macroeconomic Dynamics*, 10(2):231-272.
- Stein, C. (1956). "Inadmissibility of the Usual Estimator for the Mean of a Multivariate Normal Distribution," In *Proceedings of the Third Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, Volume 1: Contributions to the Theory of Statistics, 197-206, University of California Press, California.

Abstract

We investigate the effects of the central bank's monetary policy on real GDP and prices. To analyze how changes in the call rate impact economic growth and inflation in Korea, we employ a range of vector autoregressive (VAR) models. Impulse response analysis indicates that a call rate increase would lead to a significant slowdown in Korea's economic growth. However, inflation experiences a temporary increase in response to a call rate increase, *the price puzzle*.

To unravel the price puzzle, we control for other macroeconomic variables, experiment with more time lags associated with monetary policy changes, and employ a Bayesian VAR model coupled with sign restrictions. And we find that the sign restriction approach is the most effective in resolving the price puzzle.

※ Key words: Interest Rate, Monetary Policy, Bayesian Vector Autoregressive Model