Lead Article

정부지출의 GDP 효과 분석: 비근본 문제 해결을 위한 다변수 VAR 모형 접근

김세훈* · 허준영**

경제주체들은 향후 재정정책을 예상하고 의사결정을 내리지만, VAR 모형은 과거 및 현재 데이터만 사용하기 때문에 이를 반영하지 못해 정부지출 충격을 정확히 식별하기 어려울 수 있다. 이와 같은 비근본(non-fundamental) 문제 극복을 위해 본고는 기대변수를 포함한 다변수 VAR 모형을 구축하여 정부지출승수를 추정하였다. 모형 추정에는 미네소타 사전분포를 활용한 베이지안 방법을 적용하고, 충격반응함수 및 VAR 당기 행렬에 부호제약과 영(0) 제약을 부여하여 충격을 식별하였다. 분석 결과 통상적인 소규모 VAR 모형에서는 비근본 문제가 발생하였으나 본 연구에서 설정한 다변수 VAR 모형의 경우 발생하지 않았으며, 정부지출 1원 증가는 당기 GDP를 1.45원 증가시키는 것으로 분석되었다. 다만 정부지출 증가가 발생한 다음기부터의 반응은 유의하지 않았다. 이러한 결과는 비록 단기적이며 지속성은 떨어지나 정부지출이 GDP 증대를 통한 경기부양에 효과적인 수단이 될 수 있음을 시사한다.

JEL Classification: E6, H5
핵심 주제어: 비근본 문제, 정부지출승수, 베이지안 VAR
DOI: 10.23299/bokeri.2025.31.1.001

* 서강대학교 경제학부 박사과정 (E-mail: lic153@naver.com, Tel: 02-705-8179)
** 서강대학교 경제학부 부교수 (E-mail: joonyhur@gmail.com, Tel: 02-705-8514)

심사과정에서 중요한 내용을 지적해주신 익명의 심사위원들께 감사의 인사를 표합니다. 또한 본 연구에 소중한 조언을 아끼지 않으신 서강대학교 김재호 교수께도 감사를 드립니다. 본 논문에 혹시 남아 있을 수 있는 오류는 저자들의 책임임을 밝힙니다.

논문 투고일: 2025.1.13, 논문 수정일: 2025.3.2, 게재 확정일: 2025.3.31

Ⅰ. 머리말

재정정책의 효율성에 대한 논의가 글로벌 금융위기, 코로나19 팬데믹 등의 경제 위기로 인하여 다시금 부각되기 시작하였다. 미국 등 기축통화 발행국에서는 제로 금리 하한으로 인하여 전통적 통화정책을 통한 경기부양에 어려움이 발생하자 재정지출을 늘림으로써 이를 해결하고자 하였다. 최근 우리나라의 상황도 지속적인 경기부진으로 인해 금리인하를 통한 경기대응이 필요하나, 가계부채 누증 및 고환율 환경 조성으로 인해 통화정책 운용폭이 줄어든 현실이다. 이에 추가경정예산안(추경)을 통한 확장적 재정정책에 대한 요구가 늘고 있다. 이와 같은 상황에서 전 세계 학자·정책당국은 정부지출의 GDP 증대 효과를 확인하고자 하는 노력을 지속하고 있으나, 해당 정책효과를 요약하는 '정부지출승수(government spending multiplier)'의 크기에 대해서는 여전히 일관된 결론에 도달하지 못하고 있다.[1)]

우리나라를 대상으로 한 실증분석에서도 정부지출승수 추정치에 대한 이견이 존재한다. 허석균(2007), 김성순(2007), 김태봉·허석균(2017), 이강구·허준영(2017), 김원기(2019), 강동익(2021) 등 많은 연구에서 우리나라의 정부지출승수가 1보다 낮다는 결과를 보고하고 있다.[2)]

일반적으로 정부지출승수는 벡터자기회귀(vector autoregressive, VAR) 모형이나 국소 투영법(local projection) 등 계량적 방법론을 사용해서 추정한다. 특히 기존 국내 문헌에서는 VAR 모형이 자주 원용되어 왔는데, 위에서 언급한 허석균(2007), 김성순(2007), 김태봉·허석균(2017), 이강구·허준영(2017), 김원기(2019)나 김배근(2011) 등이 그 예이다. 그러나 VAR 모형을 이용한 정부지출승수 추정 시 주의해야 할 사항이 있다. Leeper et al. (2013)에서 지적한 것처럼 재정지출 변화의 경우 전년도에 국회로부터 예산안 심의를 받고 공표하는 과정을 거쳐야 하며, 이 과정에서 개별 경제주체들은 향후 재정정책에 대한 예견(fiscal foresight)을 가지고 경제적 의사결정을 하게 된다. 반면 모형에 포함되는 거시 시계열들의 현기(current) 및 과거(lagged) 값들로만 구성되는 VAR 모형의 특성상 이와 같은 정책 예견을 반영할 수 없어 정확한 정부지출충격을 식별할 수 없게 될

1) 기존 문헌에서 시산된 미국 등 선진국 정부지출승수 추정치 비교는 Ramey (2019)에 잘 요약되어 있는데, 그 크기가 0.3~2로 상당히 다양한 것으로 나타났다.

2) 정부지출승수를 직접 시산하지 않은 경우에도 정부지출충격에 대한 GDP의 반응이 0보다 낮은 경우 역시 포함하였다.

가능성이 크다. 이러한 문제를 정보 부족으로 인한 비근본(nonfundamentalness) 문제라 부른다.

Lutkepohl (2012)은 이러한 비근본 문제가 누락 변수 편의(omitted variable bias)로 인해 발생할 수 있음을 보였다. 재정정책 분석의 관점에서 이와 같은 누락 변수 편의가 발생할 경우, 해당 모형으로부터 도출되는 정부지출승수의 신뢰성 확보가 어려울 수 있다. 특히 김원기(2019)를 제외한 위 대부분의 우리나라 대상 VAR 모형을 분석한 논문들은 3~5개의 거시변수만을 모형에 포함한 소규모 모형을 통해 정부지출의 효과를 파악하고자 하였다는 공통점을 지닌다. 따라서 과연 이와 같은 소규모 VAR 모형이 비근본 문제로부터 자유로운지에 대한 검정과 만약 비근본 문제가 발생한다면 대안적인 정부지출승수 시산 방법론이 무엇인지에 대한 논의가 필요할 것이다.

이러한 맥락에서 본고에서는 먼저 2002년 1분기부터 2023년 4분기 사이의 우리나라 시계열을 대상으로 통상적인 소규모 VAR 모형을 설정하여 비근본 문제를 검정한다. 해당 모형은 Perotti (2005)나 Caldara and Kamps (2008)에서와 같이 재정정책의 거시경제적 효과 분석에 있어 통상적으로 사용되는 변수들인 이자율, 조세수입, 정부지출, 산출, 그리고 소비자물가지수를 포함하는 5변수 모형이다. Forni and Gambetti (2014)가 제시한 비근본 문제 검정 방법론을 사용하여 소규모 VAR 모형을 검정한 결과 해당 모형이 정보 부족으로 인해 발생하는 비근본 문제로부터 자유로울 수 없음을 발견하였다.

이와 같은 비근본 문제 발생에 따른 대안으로 본 연구에서는 다변수(Large) VAR 모형을 구축하였다. 본고의 다변수 모형은 25개의 변수로 구성되었으며, 단순히 거시경제 변수뿐만 아니라 기존 선행연구들에서 정부지출의 전달경로에 있어서 중요하다고 지적된 변수들 및 정부지출충격 식별 시 비근본 문제를 일으키는 것으로 알려져 있는 경제주체들의 기대 관련 변수들을 포함하도록 구축되었다.[3)]

이러한 변수들을 고려함으로써 단순히 비근본 문제를 해결하는 것뿐만 아니라, 기대변수를 포함하는 것이 그렇지 않은 기존 모형 대비 어떠한 경로로 정부지출승수 추정치에 변화를 일으키는지 파악하는 데 도움이 될 수 있을 것으로 판단된다.

3) 본고에서는 정부지출에 대해 경제주체들에게 미리 예측되지 않은 충격(surprise shock)을 주요 분석 대상으로 한다. 이러한 맥락에서 기대변수가 민간 경제주체들의 재정정책에 대한 기대를 충분히 반영하고 있다고 보고, 기대변수에 반영된 정보와 직교(orthogonal)하는 정부지출의 변화를 정부지출에 대한 surprise shock으로 식별한다.

다만 이와 같은 다변수 VAR 모형을 통한 분석 시 발생할 수 있는 두 가지 이슈가 존재한다. 먼저 VAR 모형에서 변수나 시차항이 추가됨에 따라 추정할 모수의 개수가 폭발적으로 증가하는 현상을 의미하는 차원의 저주(curse of dimensionality) 문제이다. 추정에 사용되는 시계열의 표본 수에 비해 상대적으로 많은 모수를 추정해야 하기에 과모수화(overparameterization) 문제가 발생하며, 신뢰할 만한 추정치를 얻는 데 문제가 발생할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 현재로부터 먼 과거 시차의 계수 추정치를 0으로 수축시키는 미네소타 사전분포(Minnesota prior distribution)를 사용한 베이지안(Bayesian) VAR 모형을 추정하였다.

두 번째 이슈는 다변수 모형 사용 시 발생할 수 있는 외생적 충격(exogenous shock) 식별 문제이다. 기존 문헌에서 외생적 정부지출충격 식별에 가장 널리 사용되는 방식은 외생성 순서를 기준으로 변수를 배치하는 축차적(recursive ordering) 방식인데(Blanchard and Perotti, 2002), 다변수 모형의 경우 모형에 포함된 다수의 변수 간 외생성 순서를 모두 결정하는 데에는 많은 자의성이 따르게 된다. 따라서 본 연구에서는 Uhlig (2005)에서와 같이 충격반응함수에 부호제약(sign restriction)을 부여하여 충격을 식별하는 전략을 사용하였다. 이를 통해 정부지출충격뿐만이 아닌 통화정책·총수요 충격 등 총 3가지 외생적 충격을 식별하였으며, 정부지출충격은 경제학 이론 및 통화·재정정책 제도와 부합하도록 충격반응함수 및 VAR 당기(contemporaneous) 행렬에 부여된 부호제약과 영(0) 제약을 만족하면서 이러한 3가지 충격과 직교(orthogonal)하는 충격으로 정의하였다.

이와 같은 다변수 VAR 모형의 분석 결과는 다음과 같다. 정부지출 증가 충격 발생에 따라 단기적으로 가계지출은 증가하고 실업률 하락 및 고용률 상승 등 노동시장 지표들 또한 개선된다. 확장적 재정지출 시행에 따른 GDP의 단기적 증가는 이와 같은 반응으로 인해 나타난 것으로 해석된다. 이를 바탕으로 시산한 정부지출승수는 충격기(impact period)에 가장 컸으며, 그 크기는 중위수(median) 추정치 기준 1.45였다. 다만 충격기 이후 반응들은 전반적으로 유의하지 않게 분석되었다. 이러한 결과는 비록 단기적이며 지속성은 떨어지나 정부지출이 GDP 증대를 통한 경기부양에 효과적인 수단이 될 수 있음을 시사한다.

한편 본 연구에서는 가장 최근까지 가용한 데이터를 사용하여 분석하였다. 그러나 이와 같은 이유로 최근의 코로나19 팬데믹 시기를 포함하며, 코로나 시기의 경제주체들의 행태 변화가 비교적 컸다는 점과 기존 연구들이 대부분 코로나 이전

기간만을 포함하고 있다는 점을 고려하면 코로나 기간 이후를 제외한 결과를 도출할 필요가 있다.[4] 따라서 2019년까지만의 표본 분석을 진행한 결과 정부지출승수 역시 충격기에 가장 컸으며, 그 크기는 중위수 추정치 기준 1.23으로 도출되어 코로나 시기의 포함 여부가 본고의 결과를 정성적으로 바꾸지는 않는 것을 확인하였다.

다변수 VAR 모형 결과 가운데 추가적으로 중요한 점은 해당 모형이 소규모 모형과는 달리 비근본 문제로부터 자유로운 것으로 나타났다는 것이다. Forni and Gambetti (2014)가 제시한 기준에 근거하여 비근본 문제가 없다는 귀무가설을 검정한 결과 해당 귀무가설을 기각할 수 없었으며, 이는 소규모 모형 검정 결과와의 결정적인 차이점이다. 이와 같은 결과를 종합해 보면 국내 기존 연구에서의 1보다 훨씬 작은 승수들이 일정 부분 비근본 문제 가능성을 내포한 소규모 VAR 모형을 사용하는 데서 기인하는 것일 수 있음을 추측할 수 있다. 통상적인 소규모 모형이 지닌 정보 부족 문제를 보정하면 정부지출의 경기부양 효과는 기존 문헌에서보다 커질 수 있는 것이다.

본고의 구성은 다음과 같다. 먼저 Ⅱ장에서는 정보 불충분으로 인한 비근본 문제가 무엇인지를 정의하고 해당 문제에 대한 검정법을 자세히 서술한다. 이와 함께 이러한 문제 해결을 위한 다변수 VAR 설정, 추정 및 충격식별방식에 대해 논의한다. 이후 Ⅲ장에서 다변수 VAR 모형 추정 결과 및 동 모형들의 비근본 문제 발생 여부 검정 결과를 제시한다. 마지막으로 Ⅳ장에서는 요약과 시사점을 제시한다.

Ⅱ. 자료 및 방법론

1. 비근본 문제의 개념 및 검정

최근 다양한 연구에서 소규모 변수의 VAR 모형을 사용할 경우 이른바 비근본 문제가 발생할 수 있다고 주장하고 있다. 비근본 문제는 계량모형 안에 포함되는 정보집합이 실제 경제주체들이 가지고 있는 정보집합보다 작은 경우 해당 모형을 통해 구조적 충격을 식별할 수 없는 상황을 의미한다.[5] 특히 이러한 비근본 문제는 재정정책 관련 분석 시 빈번하게 발생하는 것으로 알려져 있는데, 동 주제에 대한 대표적인 연구로 Leeper et al. (2013)을 들 수 있다. 동 연구는 실제 조세정책

4) 이러한 지적을 해 준 심사자께 진심으로 감사의 말씀을 전한다.
5) 비근본 문제에 대한 자세한 개념은 〈부록 1〉에 제시되어 있다.

변화가 있기 전 해당 조세정책 변화가 개별 경제주체들에게 알려지는 구조를 반영한 동태확률 일반균형(Dynamic Stochastic General Equilibrium, DSGE) 모형을 설정하고, 이 모형을 통해 생성된 데이터를 기반으로 VAR 모형을 추정하여 VAR 모형 충격반응함수가 실제 데이터 생성 프로세스(data generating process)인 DSGE 모형의 그것을 제대로 추정하는지 검정하였다. 그 결과 DSGE 모형에서 계산된 충격반응함수와 VAR 모형에서 추정된 반응함수 간에 통계적 편향(bias)이 발생하며, 이는 비근본 문제로 인해 발생할 수 있음을 보였다.

이와 같은 문제가 발생하는 이유로는 재정정책에 대한 예견을 들 수 있다. 실제로 조세정책 변화나 재정지출 변화의 경우 전년도에 국회로부터 예산안 심의를 받고 공표하는 과정을 거쳐야 한다. 이와 같은 과정에서 실제로 지출 및 집행은 되지 않았지만 경제주체들의 정보집합에는 이미 내년도의 재정 집행에 대한 정보가 담겨 있게 되고, 이러한 정보를 바탕으로 경제적 판단을 내리게 된다. 따라서 통상적인 재정정책 분석에 사용되는 산출·조세·정부지출 변수들만의 과거 및 현재 관측치로 구성된 VAR 모형으로는 실제 경제주체들이 정책변화에 대응할 시 사용하는 정보를 충분히 반영할 수 없게 되고, 비근본 문제가 발생할 가능성이 상존하는 것이다.

Forni and Gametti (2014)는 이와 같이 정보 부족으로 인해 발생하는 비근본 문제를 검정하는 방법을 제시하였다. 해당 방법론은 개별 주체가 실제로 보유하고 있을 것으로 예상되는 정보집합을 구축한 후, 해당 정보가 VAR 모형에 포함된 변수들의 예측력을 개선하는지를 평가하는 방식으로 구성된다. 만약 정보집합이 변수들의 예측력 향상에 기여한다면 이는 비근본 문제가 존재함을 의미하며, 반대로 예측력에 유의미한 영향을 미치지 않는다면 비근본 문제가 발생하지 않는다고 판단한다.[6)]

이와 같은 비근본 문제가 기존의 통상적인 재정 VAR 모형에서 발생하는지 알아보기 위해 본 연구에서는 Perotti (2005)나 Caldara and Kamps (2008)가 원용한 5변수 모형을 활용하였다. 분석에 사용된 변수는 정부총지출, 콜금리, GDP, 소비자물가지수(CPI), 조세수입으로 구성되었으며, 독립변수로는 상수항, 선형 및 2차 시간추세(time trend)를 포함하였다. 이와 같은 모형은 정부지출 변화의 거시경제 효과 분석 시 통제해야 할 다양한 변수(조세, 물가 및 통화정책)를 포함하고 있다. 따라서 해당 모형에서 비근본 문제가 발생하는 경우, 이보다 적은 변수를 포함하는 모형에서는 비근본 문제를 회피하기 어려울 것이라는 가정하에 검정을 수행하였다.

6) 비근본 문제의 구체적인 검정 방법은 〈부록 1〉에 서술되어 있다.

검정에 필요한 정보집합 구축을 위해 정부지출과 GDP 사이의 관계 파악에 있어서 유의미할 것으로 예상되는 69개 변수를 이용하여 주성분 분석(Principal Component Analysis, PCA)을 실시하였으며, Bai and Ng (2002)의 정보 기준을 적용하여 7개의 요인을 추출하였다. 분석 결과 선정된 7개의 요인은 전체 변수 변동의 약 66%를 설명하는 것으로 나타났다. 주성분 분석에 사용된 변수들은 각각 평균을 0으로, 분산을 1로 표준화하였다. 주성분 분석에 활용된 69개 변수 및 변수 변환 방식에 대한 상세한 내용은 〈부록 3〉에 제시하였다.

베이지안 정보 기준(Bayesian Information Criterion, BIC)을 적용하여 시차를 1로 설정한 후, 10,000개의 부트스트랩 표본을 활용하여 유의확률을 계산한 결과 p-value는 0.04로 나타났다. 이는 95% 유의수준에서 비근본 문제가 존재하지 않는다는 귀무가설이 기각됨을 의미한다. 이러한 결과는 통상적인 5변수 모형에서 정보 부족으로 인해 비근본 문제가 발생할 가능성이 있음을 나타내며, 보다 정확한 충격을 식별하기 위해 추가 변수를 포함하는 등 모형의 구조를 확장할 필요가 있음을 시사한다.

비근본 문제의 발생 원인에 근거하여 해당 문제를 해결하는 가장 직접적인 방법은 계량모형에 포함된 정보를 늘리는 것이며, 이는 실제 경제주체들이 사용하는 정보를 충분히 반영할 수 있도록 모형의 내생변수를 추가하는 것을 통해 가능하다. 변수의 수가 늘어날수록 그 변수들이 생성(span)하는 공간 안에 충격변수가 포함될 가능성이 커지기 때문이다. 실제로 선행 연구들은 이러한 방식을 통해 문제를 해결하고자 하였다. 예를 들어 Ellahie and Ricco (2017)는 다변수 VAR 모형을 사용하였으며, Forni and Gambetti (2010)는 Factor-augmented VAR(FAVAR) 모형을 통해 해결하고자 하였다. FAVAR 모형 접근법의 경우 김원기 (2019)에 의해 우리나라의 재정정책 분석에 원용된 바 있다.

본 연구에서는 Ellahie and Ricco (2017)와 유사하게 다양한 변수들을 모형에 추가하여 비근본 문제를 해결하고자 한다. 특히 재정정책 문제에서 비근본 문제를 야기하는 가장 큰 요소는 경제주체들의 예측과 관련된 만큼, 경제주체들의 향후 재정정책 변화 예견과 관련된 다양한 변수들을 포함하였다.

2. VAR 모형 추정 방법론 및 분석 자료

가. 미네소타 사전분포

다변수 VAR 모형 추정에 있어서 가장 큰 어려움은 차원의 저주로 인한 과모수 문제이다. VAR 모형에 있어서 차원의 저주란 변수나 시차항이 추가됨에 따라 추정할 모수의 개수가 폭발적으로 증가하는 현상을 의미한다. 추정에 사용되는 시계열의 표본 수에 비해 상대적으로 많은 모수를 추정해야 하기에 과모수 문제가 발생하며, 신뢰할 만한 추정치를 얻는 데 문제가 발생할 수 있다.

본 연구에서는 이러한 과모수 문제를 해결하기 위하여 미네소타 사전분포를 사용하는 베이지안 VAR 추정을 진행하였다. 미네소타 사전분포란 추정 계수의 사전분포에 있어서 시차가 1을 넘는 계수에 대하여 그 평균을 0으로 설정하고, 시차가 커질수록 사전분포의 분산을 0으로 수축시켜 계수들을 0으로 수렴하도록 만드는 사전분포를 말한다. 이는 경제 시계열에 있어서 가장 가까운 시기의 과거 값들이 현기의 변수를 가장 잘 설명한다는 경제이론을 반영하는 사전분포로, 예측을 위한 VAR 모형이나 구조형(structural) VAR 모형 등 다양한 분야에서 사용되고 있다 (Litterman, 1986; Ilori et al., 2022; 강규호·김도완, 2023). 나아가 Bańbura et al. (2010)은 다변수 VAR 모형 구축 시 미네소타 사전분포를 활용할 경우 예측에 도움을 줄 뿐만 아니라 구조형 모형의 충격반응함수 시산에 있어서도 신뢰할 만한 결과를 제공함을 보인 바 있다.

미네소타 사전분포의 경우 다양한 형태를 지니고 있는데, 본 연구는 이 중 비대칭형(asymmetric) 미네소타 사전분포를 사용한다. 비대칭형 미네소타 사전분포란 시차에 따른 모수 사전분포 분산의 수축성을 결정함에 있어서 변수들 사이의 이질성을 반영하는 분포를 말한다. 구체적으로는 모형 내 포함된 특정 변수의 현기(contemporaneous) 값은 다른 변수의 과거 값보다 자신의 과거 값에 더욱 큰 영향을 받으며, 먼 시차보다는 가까운 시차의 값에 더 큰 영향을 받는다는 것을 가정하며, 이를 사전분포에 반영한다. Chan (2022)은 이러한 비대칭형 미네소타 사전분포를 반영할 수 있는 켤레 사전분포(conjugate prior distribution)를 연구하였는데, 그 구체적인 형태는 〈부록 2〉에 포함하였다.[7)]

7) 켤레 사전분포란 그것의 사후분포가 사전분포와 동일한 분포족(distribution family)에 포함되는 경우를 의미한다. 이 경우 일반적으로 사후분포의 명확한 형태가 알려져 있기 때문에 사후분포로부터의 샘플링이 상대적으로 간단하다는 장점을 지닌다.

이와 같은 형태의 사전분포를 사용한 모형 추정 시 중요한 결정사항 중 하나는 사전분포의 비대칭성을 반영하는 초모수(hyperparameter)를 어떻게 설정할 것인지에 관한 것이다. 이에 관련해서 기존 문헌에서는 두 가지 접근법을 택하고 있다. 첫 번째 방식은 연구자가 자의적으로 초모수를 설정하는 것이다. 다만, 이러한 경우 연구자의 자의적인 선택에 결과가 영향을 받는다는 단점이 존재한다. 따라서 두 번째 방식으로 Giannone et al. (2015)과 같은 논문에서는 자의적 초모수 선택보다는 데이터 적합도(data fit)를 가장 높이는 초모수를 사용하는 것을 권장하고 있다. 본고에서도 Giannone et al. (2015)의 방법론을 원용하여 임의보행(random walk) Metropolis-Hastings 알고리즘을 활용하여 초모수 최적화를 진행하였다. 위에서 언급한 바와 같이 비대칭형 미네소타 사전분포는 켤레 사전분포이므로 그것의 주변 우도 역시 명확한 형태가 알려져 있다. 따라서 연구자가 설정해야 할 것은 각 초모수 사전분포이다. 본 연구에서는 Giannone et al. (2015) 등 기존 문헌을 따라 각 초모수에 대한 사전분포는 감마분포(Gamma distribution)로 선택하였으며, k_1은 최빈값(mode)이 0.04이고 분산은 1로, k_2의 최빈값은 0.0016이며 분산은 1로, k_3의 경우 최빈값을 100, 분산은 101로 설정하였다.

임의보행 Metropolis-Hastings 알고리즘에 있어서 샘플링 분산은 커널(kernel) 함수 극대화 지점에서의 음의 헤시안(Hessian) 행렬로 설정하였다. 추정 결과 최적 초모수는 사후분포의 중위값인 k_1 = 0.135, k_2 = 0.01, k_3 = 75.66으로 분석되었으며, 임의보행 Metropolis-Hastings 알고리즘의 수용률(acceptance rate)은 약 20%로 나타났다.[8)]

나. 분석 자료

본 연구에서는 2002년 1분기부터 2023년 4분기까지의 우리나라 시계열 데이터를 분석 대상으로 설정하였다. 시계열의 시작점을 2002년 1분기로 설정한 이유는 한국은행 경제통계시스템(BOK-ECOS)에서 가용한 소비자동향조사 기대인플레이션 자료가 해당 시점부터 제공되기 때문이다. 기존의 5변수 모형을 확장한 다변수 모형에 포함된 변수들은 정부총지출 변화에 따른 GDP의 영향 파악에 있어서 높은 관련성을 가질 것으로 예상되는 변수들로 구성하였다. 구체적으로 확장 모형은 (1) 통화정책 관련 변수, (2) 재정정책 관련 변수, (3) 실물충격 관련 변수, (4) 경제주체

8) 이때 주변 우도는 Chan (2022)에서 제안된 축약형 주변 우도 계산 방식을 통해 시산하였으며, 모형의 시차는 4로 설정하였다.

기대 관련 변수, (5) 해외 부문 상호작용 관련 변수 등 총 5개 범주로 구분되며, 각 범주에서 선정된 총 25개 변수를 포함하였다.

먼저 통화정책 및 해외 부문을 반영하는 변수의 경우 이자율(콜금리, 국고채 금리)과 물가 변수(CPI, PPI) 및 M1과 원달러 환율, 수출액 및 수입액, 외환보유고를 포함하였다. 해당 변수들은 이강구·허준영(2017)을 참조하여 설정하였는데, 기존 문헌에서 재정정책의 거시경제적 영향이 통화정책 기조(김배근, 2011) 및 해외 부문과의 상호작용(허석균, 2007)에 따라 달라질 수 있다는 연구에 근거하여 포함하였다.

재정정책과 관련된 변수로는 정부지출과 국세수입 그리고 정부부채 비율(정부부채/GDP)로 구성되어 있다. 정부지출은 정부소비와 정부총고정자본형성의 합으로 정의된다. 국세수입과 GDP 대비 정부부채 비율의 경우 정부지출의 자원 조달 방식을 반영하기 위해 포함하였다. 국세수입은 통합재정수지 자료를 사용하였으며, 경상수입에서 사회보장기여금 및 세외 수입을 제외한 값으로 정의된다. GDP 대비 정부부채 비율의 경우 BIS에서 제공하는 자료를 사용하였으며, 이는 통화 및 예금, 대출 및 채무 증권으로 구성된 핵심 부채상품을 포함하는 자료이다.[9)]

실물충격 관련 변수는 거시경제 동학에 있어서 가장 일반적인 충격인 총수요충격을 포착하기 위해 고려하였으며, 산출은 정부지출 증가의 목표가 대부분 GDP 증가를 통한 경기부양인 경우가 많으며 따라서 정부지출 증가의 목표변수가 되기 때문에 포함하였다. 추가로 가계 소비지출과 가계 고정 자본형성의 합을 가계지출로 정의하여, 정부지출 증가로 인한 구축효과와 가계 소비지출 변화 중 어떤 것이 더 큰지 실증적으로 확인할 수 있도록 하였다. 또한 Ramey (2012) 등의 연구는 정부지출이 실업률에 유의한 영향을 줄 수 있음을 보였다. 이러한 점들을 반영하기 위해 실업률 및 고용률 데이터를 포함하여 한국에서의 그 영향을 확인하고자 하였다.

마지막으로 한국은행에서 제공하는 소비자동향조사 데이터 중 향후경기전망, 취업기회전망, 가계수입전망, 기대 인플레이션 및 소비자심리지수를 포함하여 경제주체의 예측 및 기대변수를 반영하고자 하였다. 주지한 바대로 경제주체의 기대 관련 변수들은 VAR 모형 분석 시 발생할 수 있는 비근본 문제를 해결하는 데 중요할 수 있다. 정부지출 변화에 있어서 관련 예산안이 국회에서 통과 혹은 수정되는 경우 가계 및 기업 등 개별 경제주체들은 그 정보를 뉴스 등을 통해 접하게 되며, 이를

9) 주지할 점은 BIS의 정부부채는 일반적으로 통용되는 부채의 개념이 아닌 BIS에서 정의한 정부부문 순부채(core debt, 시장가치 기준)라는 것이다. 다만, 분기별로 가용한 우리나라 정부부채 데이터가 BIS 데이터이기 때문에 해당 자료를 사용하였음을 밝힌다.

〈Table 1〉 Endogenous Variables of the Large VAR Model

Uncollateralized Call Rate (1 day)	CPI	Yields of Treasury Bonds (1 year)	M1	PPI
GDP	Tax Revenue	Household Expenditure	Unemployment Rate	Employment Rate
Leading Composite Index	Coincident Composite Index	Lagging Composite Index	Index of Industrial Production	Government Spending
KRW/USD Exchange Rate	Export	Import	International Reserves (Total)	Expectations of Economic Situation
Expected Inflation	Expectations of Employment Situation	Expectations of Household Income	Consumer Sentiment Index	Government Debt to GDP Ratio

바탕으로 현재 혹은 미래 경제에 대한 전망을 바꾸게 된다. 이와 같은 비근본 문제 발생을 효과적으로 통제하기 위해 김원기(2019)는 요인(factor)에 기반한 재정지출 분석을 진행함에 있어 미래에 대한 기대요인을 포함하였으며, 요인 구축에 있어서 경기기대지수 등을 포함하였다. 김원기(2019)가 미래 기대요인 추출을 위해 기대지수 등을 사용하였다면, 본 연구에서는 직접적으로 기대변수를 모형에 포함하였다는 차이점을 지닌다. 〈Table 1〉은 본고의 다변수 모형에 포함된 내생변수들을 요약하고 있다.

이러한 변수들은 다음과 같은 방식으로 변환하여 모형에 포함되었다. 먼저 콜금리, 국고채 금리, 기대 인플레이션, 정부부채/GDP 비율, 실업률, GDP, 정부지출, 조세수입, 가계지출 이외의 변수들은 자연로그를 취하여 사용하였다. 정부지출, GDP, 가계지출, 국세수입 변수는 1인당 실질 변수로 변환하였다. 한편 정부지출, GDP, 국세수입, 가계지출의 경우 자연로그 변환을 하는 대신 수준(level) 변수를 그대로 사용한 상태에서 추세 제거를 하는 Gordon and Krenn (2010)의 방식을 따랐다. 구체적으로는 상수항 및 1~6차 시간 추세(time trend)로 구성된 독립변수에 자연로그를 취한 1인당 실질 GDP를 회귀하여 적합값(fitted value)을 구하고, 이를 다시 지수함수(exponential function)로 변환한 값을 추세로 정의한 후 원래 시계열에서 이 추세를 제거하는 방식이다.

이와 같이 Gordon and Krenn (2010)의 방식을 원용한 이유는 기존 문헌에서 사용되던 자연로그를 취한 모형을 통해 정부지출승수를 구할 때 통계적인 편향이 발생할 수 있다는 Owyang et al. (2013)의 연구 결과에 근거한 것이다. 정부지출 및 GDP 등을 자연로그 변환하여 구한 충격반응함수는 정의상 탄력성(elasticity)의 개념을 가지며, 이를 다시 화폐단위로 환산한 승수로 변환하기 위하여 분석기간 동안 정부지출/GDP 비율의 역수로 정의되는 사후적 환산 인자(ex-post conversion factor)를 곱해 주어야 한다. Owyang et al. (2013)은 이와 같은 사후적 환산 인자의 사용이 정부지출승수를 과대추정(overestimate)할 가능성을 보여주고 있다.[10) 11)]

명목변수들의 실질화를 위해 해당 변수를 GDP deflator로 나누어 주었으며, 1인당 변수로의 변환을 위한 인구 데이터의 경우 OECD에서 구하였다. 수준변수를 제외하고, 퍼센트 개념 등 단위를 맞추기 위해 자연로그를 취하거나 추세제거 변환한 변수에 대하여 100을 곱하였다. 정부부채/GDP 데이터는 BIS에서, 그 외 변수들은 한국은행 경제통계시스템(BOK-ECOS)에서 구하였다. 조세수입의 경우 통계청의 통합재정수지 데이터를 사용하였다.

계절조정이 되지 않은 모든 변수에 대하여 X13-ARIMA 방식을 통해 계절조정을 진행하였다. 독립변수로는 상수항, 선형 시간 추세, 비선형(2차) 시간 추세를 포함하였다. 모형의 시차(lag)는 미네소타 사전분포를 활용한 기존 연구에서 분기 데이터 분석 시 널리 사용되는 4로 설정하였다.

다. 충격식별 전략

구조형 VAR 모형을 통한 정부지출 변화의 거시경제적 효과 시산 시 핵심이 되는 요소 중 하나는 외생적 정부지출 충격을 어떻게 식별할지에 관한 것이다. 일반적으로 정부지출 충격식별에 가장 널리 사용되는 방식은 변수들 간의 공시적(contemporaneous) 인과 사슬(causal chain)을 이용하는 축차적 방식이다. Blanchard and Perotti (2002)는 정부지출과 관련한 정책 변화는 의회 통과와 집행에 시간이 걸리기 때문에 현기의 경제상황과는 무관(acyclical)하다고 보았다. 이러한 관점에서 정부지출을 가장 외생적인 변수로 설정하여 충격을 식별하는

10) 이와 같은 Gordon and Krenn (2010)의 방식은 Ramey (2016)이나 Ramey and Zubairy (2018) 등의 후속 연구에서 활발하게 원용된 바 있다.

11) 자연로그를 취한 모형과 Gordon and Krenn (2010) 변환 방식을 사용한 모형에서의 정부지출승수 시산 방식 차이점에 대해서는 Jo et al. (2025)을 참조하라.

전략을 사용하였다. 해당 방식은 이후 Caldara and Kamps (2008)나 Ellahie and Ricco (2017) 등 미국을 대상으로 한 연구와 허석균(2007) 및 김태봉·허석균(2017) 등 우리나라를 대상으로 한 연구에서 활발하게 원용된 바 있다.

이러한 Blanchard and Perotti (2002)의 식별 전략은 상대적으로 간단하면서도 현실경제를 잘 반영하는 가정일 수 있으나, 최근 들어 그 설득력이 떨어지는 부분 또한 존재한다. 대표적으로 글로벌 금융위기 이후 세계 각국의 정부들은 경기수축이 발생할 경우 즉각적으로 개입하는 방향으로 정책을 선회하는 점을 들 수 있다. 특히 우리나라의 경우 경기수축 발생 시 추경 편성을 통해 대응하는 사례가 많으며, 따라서 정부지출 변화가 현재의 경기상황과 무관하다는 설정은 지나치게 강력한 가정일 수 있다. 축차적 방식은 정부지출은 타변수에 대하여 동시기적 영향을 줄 수 있지만 타 변수는 정부지출에 영향을 줄 수 없다는 가정하에 구성된다. 따라서 위와 같은 상황 하에서 축차적 방식이 정확한 충격을 식별할 수 있을 것이라 기대하기는 어렵다. 뿐만 아니라 축차적 충격식별 방식을 다변수 모형에 적용할 경우 많은 경제변수들 간의 외생성 순서가 결정되어야 하는데, 현실에서 이와 같은 특정한 외생성 순서를 정당화하는 데는 많은 어려움이 따른다.

따라서 본 연구에서 다변수 모형에 근거하여 외생적 정부지출 충격식별을 위해 충격반응함수에 부호제약을 부여하는 방식을 사용한다. 이는 Uhlig (2005)에서 통화정책 충격식별에 본격적으로 사용되었으며, 정부지출의 경우 Mounford and Uhlig (2009), Forni and Gambetti (2010), Iwata and Iiboshi (2023) 등에서 사용된 바 있다. 이와 함께 Blanchard and Perotti (2002) 및 경제이론과 현실경제에 부합하는 가정을 부여하기 위해 Arias et al. (2018)의 방식을 응용하여 식 (1)의 에 대하여 영(0) 가정을 식별전략에 포함하였다

본고에서의 충격식별 전략을 설명하기 위해 다음과 같은 구조형(structural) VAR 모형을 고려하자.

$$Ay_t = b + B_1 y_{t-1} + \cdots + B_p y_{t-p} + \epsilon_t^y, \quad \epsilon_t^y \sim N(0, I) \tag{1}$$

y_t는 $n \times 1$ 내생변수 벡터를 의미하며 B_p는 $n \times n$ VAR 계수행렬을 나타낸다. 외생적 충격식별을 위한 가정은 A 행렬을 어떻게 구성하는지에 의해 구현된다. 본 연구에서는 다변수 모형의 충격기 충격반응함수에 부호 및 영 제약을 가하여 통화정책·정부지출·총수요 충격의 3가지 충격을 식별하였다. 제약의 경우 과다 식별

(over identification) 문제를 피하기 위해 충격기(impact period)의 충격반응 및 A 행렬에만 부여하였다.

충격식별을 위한 제약 가운데 충격반응함수에 부여한 부호제약은 〈Table 2〉에 요약되어 있다. 해당 표에서 (+)와 (-)는 각각 충격이 발생하였을 때 충격반응함수가 음과 양의 값을 갖지 않아야 함을 의미한다.

정부지출 충격은 발생 시 정부지출을 증가시키는 확장적(expansionary) 충격을 상정하였다. 경제학 이론에 따르면 이와 같은 충격은 양(+)의 총수요 충격으로 작용하여 일반적으로 물가를 상승시킨다. 그러나 Fatás and Mihov (2001), Caldara and Kamps (2008), Mountford and Uhlig (2009) 및 Jorgensen and Ravn (2022) 등 기존의 많은 문헌에서 확장적 정부지출 충격에 대해 물가지수가 낮아질 수 있음을 실증적으로 보인 바 있다. 따라서 정부지출 충격 발생에 따른 물가 반응에 직접적인 부호 제약을 가하는 것은 자칫 잘못된 제약일 가능성이 있으며, 본 연구에서는 물가 변수에 제약을 가하지 않았다. 다만 일반적으로 정부지출 확대에 대한 재원은 국채 발행을 통해 이루어지기 때문에 해당 충격 발생에 따라 정부부채/GDP 비율은 증가한다고 가정하였으며, 이는 국고채 금리를 상승시킬 가능성이 높다. 따라서 정부지출충격은 충격 당기에 정부부채/GDP 비율과 국고채 금리에 (+)의 영향을 주는 것으로 가정하였다.

통화정책 충격은 콜금리 인상으로 나타나는 긴축적(contractionary) 충격을 상정하였다. 뉴케인지안(new Keynesian) 경제학 이론에 따르면 이와 같은 충격은 음(-)의 총수요 충격으로서 물가를 하락시킨다. 이와 같은 이론에 근거하여 물가 변수들에 대하여 음의 부호제약을 가하였다. 총수요 충격의 경우 Belongia and Ireland (2016)나 Iwata and Iiboshi (2023)와 유사한 형태로 식별 전략을 설정하였는데, 양의 총수요 충격 발생 시 물가 변수(CPI, PPI) 상승과 함께 GDP 증대가 나타날 것으로 가정하는 것이다. 물가 상승에 따라 물가안정목표제를 택하는 중앙은행은 정책금리를 인상할 것이며, 따라서 콜금리에는 양의 부호제약을 부여하였다.

이와 같은 충격반응함수 부호제약과 함께 식 (1)의 A 행렬의 계수 가운데 일부에도 제약을 부여하였다. 특히 경제학 이론 및 현실의 재정·통화정책 제도와 부합하는 제약을 통하여 구조적 충격을 보다 명확하게 식별하고자 하였다.

〈Table 2〉 Sign Restrictions for the Shock Identification

	Monetary Policy	Government Spending	Aggregate Demand
Uncollateralized Call Rate	(+)		(+)
Government Spending		(+)	
GDP			(+)
CPI	(-)		(+)
Tax Revenue			
Expectations of Economic Situation			
Government Debt to GDP Ratio		(+)	
Yields of Treasury Bonds		(+)	
M1			
PPI	(-)		(+)
Household Expenditure			
Unemployment Rate			
Employment Rate			
Leading Composite Index			
Coincident Composite Index			
Lagging Composite Index			
Index of Industrial Production			
KRW/USD Exchange Rate			
Export			
Import			
International Reserves			
Expected Inflation			
Expectations of Employment Situation			
Expectations of Household Income			
Consumer Sentiment Index			

먼저 Arias et al. (2019)과 유사하게 테일러 준칙(Taylor rule; Taylor, 1993)으로 요약되는 현실 통화정책의 제도적 특징을 A 행렬의 해당 계수에 부여하였다. 구체적으로 통화정책의 경우 그 대리변수로 설정한 콜금리가 해당 시점의 GDP, 소비자물가지수(CPI), 국고채 금리, 생산자물가지수(PPI)에 의해서만 영향을 받는 것으로 설정하였다.[12] 나아가 테일러 준칙에 따르면 통화당국은 GDP가 상승할 경우 안정화 정책의 일환으로 금리를 인상하며, 물가안정을 책무로 가지고 있기 때문에 물가수준이 상승할 때 금리 인상으로 대응한다. 이에 따라 GDP, CPI, PPI가 상승할 경우 콜금리 역시 인상되도록 제약을 부과하였다.[13]

추가적으로 정부지출과 관련하여 기존 문헌에서 제시된 재정정책 준칙(fiscal policy rule)과 부합하는 제약을 부여하였다. Kliem and Kriwoluzky (2014), Leeper et al. (2017)에서는 정부지출이나 조세 등의 재정정책 변수들이 자신의 1기 이전 값과 함께 정부부채(또는 정부부채/GDP 비율)에 영향을 받는다는 재정정책 준칙을 가정하였다. Iwata and Iiboshi (2023)의 경우 A 행렬이 GDP와 정부부채/GDP 비율 외에는 반응하지 않는다는 가정을 VAR 모형에 부과하여 정부지출 충격을 식별하였다.

본 연구에서는 이러한 점들을 정부지출에 반영하여 식별전략에 포함하였다. 구체적으로 정부지출은 동시기적 관계에 있어서 GDP 및 정부부채/GDP 비율과 음(-)의 관계를 가지며 타변수에는 영향을 받지 않는다고 상정하였다. GDP에 반응하는 부분은 경기안정화를 추구하는 재정정책의 요소를 반영한 것이며, 정부부채/GDP 비율에 연동된 부분은 재정당국의 재정건전성 추구를 나타낸다. 따라서 정부지출은 해당 시점의 GDP와 정부부채/GDP 비율과는 음(-)의 관계를, 그 외 변수들에 대해서는 영(0) 제약을 갖는다는 가정을 A 행렬의 해당 계수에 부여하였다.[14]

12) 이는 통화정책이 동시기적으로 영향을 받지 않는 A 행렬의 해당 변수 계수에 0 제약을 부여함으로써 구현된다.

13) 식 (1)에 나타난 VAR 모형의 특성상 충격 발생기의 충격반응함수는 A의 역행렬이 된다. 따라서 A에 0 가정이 부과되더라도 충격반응은 0이 되지 않을 수 있다.

14) 충격반응함수에 부호제약을 부여하여 충격을 식별하는 기존의 VAR 문헌들에서는 충격식별을 위한 구체적 방법론으로 QR 분해(QR decomposition) 알고리즘을 사용한다. 그러나 본고에서와 같이 0가정이 추가된 경우 QR 분해 알고리즘을 통한 식별은 사실상 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 Arias et al. (2018)에서 제안된 알고리즘 2를 응용하였다. 이는 부호제약을 위한 직교 행렬 구성에 있어서 사전적으로 0가정을 만족시키는 직교행렬만을 영공간(null space) 개념 등을 통해 먼저 구성함으로써 영(0) 조건을 만족하는 직교행렬을 추출하는 방식이다.

III. 분석 결과

본 장에서는 위에서 설명한 충격식별전략을 통해 시산한 정부지출 충격에 대한 충격반응함수와 정부지출승수에 대하여 서술한다. 먼저 모형의 충격반응함수 추정 결과를 제시하고, 해당 모형으로부터의 정부지출승수를 시산한다. 이후 다변수 그랜저 인과성 검정을 통해 각 모형에서 비근본 문제가 발생하는지의 여부를 검정한다.

1. 다변수 모형

앞서서 소규모 모형의 그랜저 인과성 검정 결과에 따르면 식별된 충격이 근본적(fundamental)이라고 보기 어렵다는 점을 확인하였다. 다음으로는 이러한 결과가 다변수 모형에서는 어떻게 바뀔 수 있는지를 살펴본다.

가. 충격반응함수[15)]

정부지출 충격에 대한 다변수 모형 충격반응함수 중 소규모 모형에 포함된 변수들의 반응은 〈Figure 1〉에 제시되어 있다. 이러한 결과는 선행 연구인 허석균(2007), 김성순(2007), 김태봉·허석균(2017), 이강구·허준영(2017)에서 나타난 GDP의 반응인 낙타등 형태(hump-shape)와 다소 다른 형태를 보이고 있다.

GDP는 충격 발생 즉시 증가하지만 매우 일시적인 영향을 받고 있음을 알 수 있다. 선행 연구들이 낙타등 형태 반응을 보이는 데 비해 다변수 모형의 유의한 반응은 충격기에 제한되며 이후 빠르게 감소한다.[16)] CPI의 경우 정부지출 충격에 있어서 유의한 증가 양상을 보이고 있으며, 증가가 점차 강화되는 일종의 가격 경직 형태를 보이고 있다. 국세수입의 경우 전반적으로 유의하지 않은 것으로 나타나고 있다.

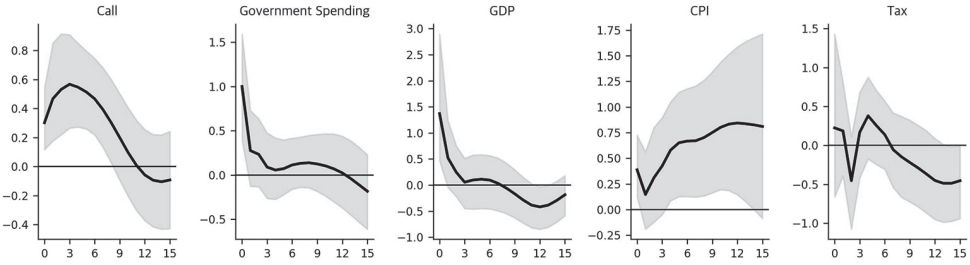
---

15) 사후분포로부터 50,000개의 축약형 계수 샘플을 추출한 후, 샘플에 대해 복원추출을 수행한 뒤 직교 행렬을 생성하고, 사전에 설정한 부호 및 영제약을 만족하는 경우에만 충격을 채택하는 accept-reject 방식으로 50,000개의 충격을 식별하였다.

16) 이와 같은 GDP 반응의 차이는 민간 경제주체들로부터 "예견되지 않은(surprise)" 충격인지, "사전에 예견된(anticipated, news)" 충격인지에 따른 충격의 성질 차이에서 기인하는 것일 수 있다. 기대 변수 등이 포함되지 않은 기존 문헌에서의 소규모 VAR 모형에서 식별된 정부지출 충격에는 news 충격이 섞여 있을 가능성이 있으며, 따라서 정부지출 증가가 더욱 지속성 있게(persistent) 추정되는 동시에 이에 따라 낙타등 모양의 지연된 GDP 반응이 관측된다. 반면 본고의 다변수 모형에서 식별한 충격은 총정부지출 반응이 훨씬 일시적(temporary)이며, 동 충격에 대해 GDP 반응 또한 일시적이다. 이와 같은 반응 패턴은 본고에서 설정한 다변수 VAR 모형이 비근본 문제를 해결하는 과정에서 news 충격 요소를 배제함으로써 해당 결과를 도출했을 가능성을 시사한다. 이와 같은 정부지출 surprise 및 news 충격에 대한 반응 패턴 차이에 관련한 자세한 논의는 Kang and Kim (2022)에 제시되어 있다.

〈Figure 1〉 Impulse Responses to Government Spending Shocks 1

(%p, %)



Note: In each panel, median (solid) and 68% error band (shaded area) estimates are reported. The x-axis measures quarters.

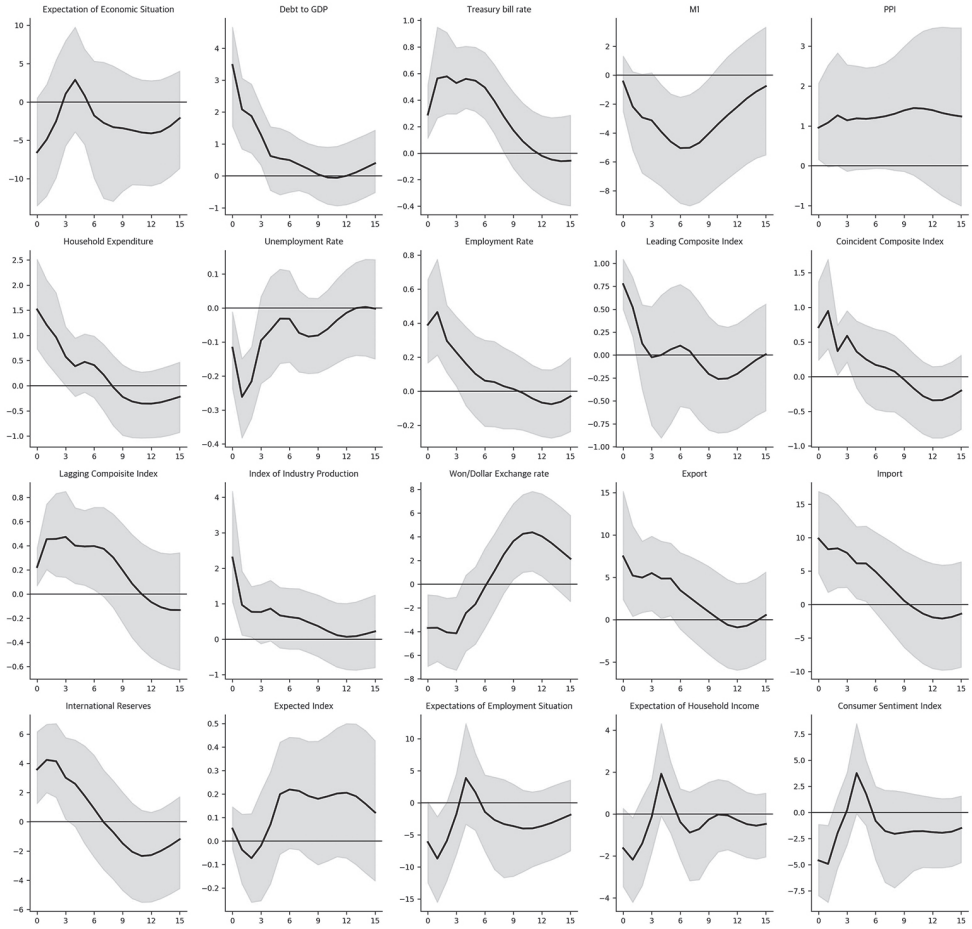
한편 다변수 모형에만 포함된 변수들의 충격반응함수는 〈Figure 2〉에 나타나 있는데 주요 결과는 다음과 같다. 정부지출 증가에 따라 GDP 대비 정부부채 비율은 단기적으로 상승하며, M1은 중기적으로 감소한다. 콜금리의 경우 국고채 금리와 달리 제약이 가해지지 않았음에도 상승하는데, 이는 정부지출 증가로 인한 구축(crowding out) 효과가 발생함을 시사한다. CPI의 상승 반응과 유사하게 PPI 또한 단기적으로 상승한다.

정부지출 증가에 따른 가계지출의 반응은 정부지출의 경기부양 효과를 결정하는 데 있어 중요하다. 본고의 결과는 정부지출이 늘어날 때 가계지출 또한 단기적으로 증가하는 것으로 나타났으며, 이는 Galí et al. (2007)이나 Ma (2015) 등 기존 문헌에서의 결과와 유사하다. 한편 확장적 정부지출로 인해 노동시장 지표들은 개선되는데, 실업률은 단기적으로 하락하고 고용률은 단기적으로 증가하는 모습을 보인다. 이러한 변수들로 구성된 후행종합지수 또한 단기적으로 상승한다. 이와 같은 실업률 및 고용률의 반응은 정부지출 증가에 따른 경기개선 효과뿐만 아니라 Ramey (2012)에서 밝혔듯이 정부의 직접적인 고용효과로 인해 발생할 수 있다. 특히 우리나라의 경우 경기수축기에 정부가 적극적인 일자리 창출을 통해 불황으로 인한 일자리 감소를 막는 정책을 펼치는 경향이 있는데(허준영·채민석, 2024), 위의 결과들은 이와 같은 우리나라의 특성과 관련을 맺고 있는 것으로 보인다. 결과적으로 정부지출 증가에 따른 가계지출 확대 및 노동시장 개선 반응은 〈Figure 1〉에 나타난 바와 같이 GDP가 단기적으로 크게 증가하는 이유를 설명해 준다.

해당 충격에 대해 원/달러 환율은 단기적으로 절상되어 경제학 이론과 부합하였다.

〈Figure 2〉 Impulse Responses to Government Spending Shocks 2

(%p, %)



Note: In each panel, median (solid) and 68% error band (shaded area) estimates are reported. The x-axis measures quarters.

전산업 생산지수는 상승하고, 수출과 수입 모두 크게 증가하는 것으로 나타났다.[17]

〈Figure 2〉에 나타난 기대변수의 반응들의 경우 전반적으로 유의하지 않은 움직임을 보이고 있음을 알 수 있다. 그러나 중위값 추정치를 기준으로 할 때 취업기회전망, 가계수입전망 및 소비자 심리지수가 단기적으로 감소하는 형태로 나타나 정부지출 증가가 경제에 대한 기대심리에 부정적 영향을 주는 것으로 분석되었다.

17) 한편 수출·수입 충격반응함수의 반응도가 지나치게 크게 보일 수 있다. 다만 이러한 결과는 본고에서 식별한 정부지출 충격의 크기 자체가 크기 때문일 것이다. 본고에서 모형에 사용한 정부지출 변수는 추세 대비 1인당 정부지출이며, 따라서 해당 변수에 대한 1%p의 변화가 단순 수입액, 수출액에 비추어 볼 때 큰 폭의 변화일 수 있다.

이는 개별 경제주체들이 현재의 정부지출 증가가 결국 미래의 정부지출 감소나 증세 등을 통해 재원조달되어야 하는 것을 예상하기 때문일 수 있다. 한편 소비자심리지수의 감소는 상승한 물가로 인해 촉발된 것일 수 있는데, 물가 상승은 주어진 명목소득 하에서의 실질소득 감소를 통해 경제주체들의 심리지수를 낮추는 경향이 있기 때문이다.

나. 정부지출승수

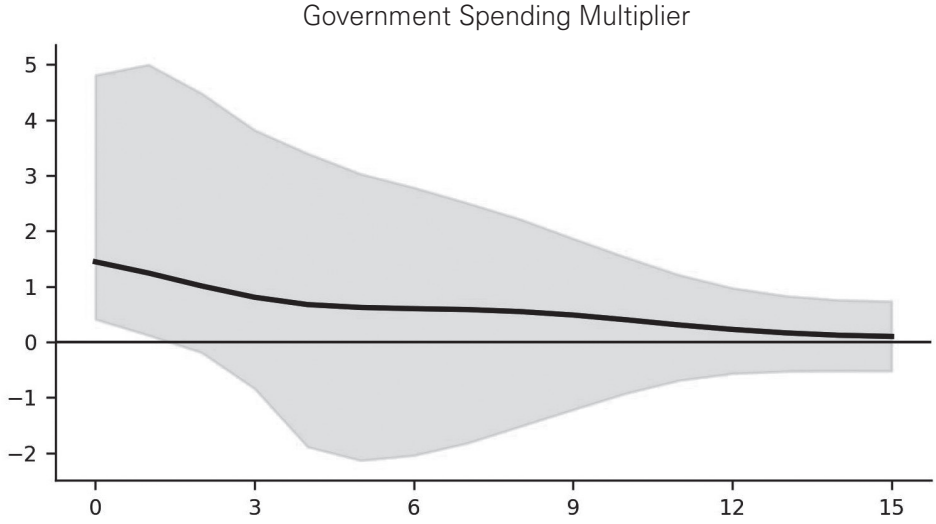
정부지출승수의 경우 다음과 같은 식 (2)를 통해 계산되었다.

$$\text{누적정부지출승수(Cumulative Multiplier)} = \frac{\sum_{j=0}^{N} \triangle Y_{t+j}}{\sum_{j=0}^{N} \triangle G_{t+j}} \fallingdotseq \frac{\sum_{j=0}^{N} IRF_G^Y(j)}{\sum_{j=0}^{N} IRF_G^G(j)} \quad (2)$$

이렇게 구한 누적 정부지출승수는 〈Figure 3〉와 〈Table 3〉에 제시되어 있다. 먼저 〈Figure 3〉을 보면 정부지출승수가 충격기에 가장 큰 것으로 도출되었다. 유의성 측면에서도 승수가 충격기와 1기에만 유의하며 이후 기간에 대해서는 유의도가 떨어지는 것으로 분석되었다.

〈Figure 3〉 Cumulative Government Spending Multiplier Estimates

(Unit: KRW)



Note: Median (solid) and 68% error band (shaded area) estimates are reported. The x-axis measures quarters.

〈Table 3〉 Cumulative Government Spending Multiplier Estimates

Impact	1 Period	2 Period	3 Period	4 Period	5 Period
1.45 [0.41, 4.81]	1.24 [0.12, 5.00]	1.01 [-0.19, 4.48]	0.81 [-0.84, 3.81]	0.67 [-1.89, 3.40]	0.62 [-2.13, 3.03]

Note: Median and [16%, 84%] error band estimates are reported.

〈Table 3〉에 나타난 누적 정부지출승수의 경우 기존 연구들과는 상이한 결과를 보이고 있다. 충격 발생 당기에 누적 정부지출승수는 중위수 기준 1.45원 유의한 증가를 보인 후 점차 감소하며 유의하지 않은 양의 값을 나타내고 있다. 이러한 결과는 비록 단기적이며 지속성은 떨어지나 정부지출이 경기부양에 효과적인 수단이 될 수 있음을 시사한다.

본고에서 추정한 정부지출승수는 중위수 추정치 기준 1.45라는 최댓값을 가지는데, 이와 같이 큰 정부지출승수는 기존의 우리나라 문헌에서도 보고된 바 있다. 대표적인 예로 Park and Lee (2021)와 Park and Lee (2023)를 들 수 있다. 특히 이 연구들은 통상적인 소규모 VAR 모형에 추가적인 정보들을 추가하여 분석하였다는 점에서 본고의 방법론과 유사성을 지닌다. 예를 들어 Park and Lee (2021)는 Fisher and Peters (2010)의 접근법에 따라 국방 관련 기업들의 주식가격 변동이라는 추가적 정보를 통해 외생적 정부지출 변화를 식별하여 분석하였으며, Park and Lee (2023)는 추가경정예산을 정부지출에 대한 대리변수(proxy variable)로 사용하여 모형을 구축하였다. 분석 결과 Park and Lee (2021)는 충격기에 1.09, 6분기 후 1.68의 최대 승수를 보였으며, Park and Lee (2023)는 1년 누적 승수에 있어서 1.02의 승수를 얻었다. 따라서 Park and Lee (2021), Park and Lee (2023) 및 본 연구의 결과는 우리나라를 대상으로 시산한 기존 연구에서의 1보다 작은 승수들이 일정 부분 정보가 충분하지 않은 모형을 사용하는 데서 기인할 수 있음을 시사한다. 통상적인 소규모 모형이 지닌 정보 부족 문제를 보정하면 정부지출의 경기부양 효과는 기존 문헌에서보다 커질 수 있는 것이다.

다. 그랜저 인과성 검정

소규모 모형과 마찬가지의 방식으로 그랜저 인과성 검정을 진행하였다. 포함된 25개 변수에 대하여 7개의 요인을 이용하여 해당 검정을 시행하였다. BIC 기준 선택된 시차는 2였으며, 상수항, 선형추세(1차 시간추세) 및 비선형추세(2차 시간

추세)를 독립변수로 추가하여 진행하였다. 인과성 검정 결과 회귀 검정의 유의확률은 0.98로 비근본 문제가 없다는 귀무가설 H_0를 기각할 수 없었다. 이러한 결과는 Forni and Gambetti (2014)가 제시한 기준에 근거하여 본고의 다변수 모형이 정보 부족에 의한 비근본 문제로부터 자유로울 수 있음을 시사한다.

한편 해당 검정의 시차를 2로 두는 경우 표본수가 부족하게 되어 구간이동방식 추정 초반부 결과의 신뢰성이 떨어지는 것에 기인한 가성적(spurious) 결과가 나타날 수 있다. 따라서 시차를 1로 두어 피추정 계수에 비해 충분한 표본을 지닐 수 있도록 한 후 다시 검정을 진행하였으며, 이 설정하에서도 유의확률은 0.95로 H_0를 기각할 수 없었다. 이는 앞선 5변수 소규모 모형에서 귀무가설이 기각되던 것에 비해 큰 변화이다. 즉 소규모 모형에서 발생하던 비근본 문제가 모형에 변수를 추가함으로써 개선되었음을 의미하는 것이다. 이러한 결과는 다변수 모형이 비근본 문제의 해결에 효과적일 수 있으며, 재정정책 효과 분석을 위한 VAR 모형에서의 근본적 충격을 식별하는 데 있어서 대안이 될 수 있음을 시사한다.

라. 정책적 함의

정부지출 증가의 GDP 증대 효과를 누적승수로 평가하는 것은 특정 기의 정부지출 및 GDP의 반응이 아닌, 전체 시계(horizon) 동안의 누적적 변화분을 분석할 수 있다는 점에서 기존 문헌들에서 활발하게 원용되어 온 방식이다. 그러나 이러한 원리로 인해 누적승수의 경우 초기에 양(+)의 반응이 강하다면, 이후 미미하거나 음(-)의 반응이 있다고 하더라도 누적승수에는 잘 나타나지 않는다는 단점 또한 존재한다. 따라서 정부지출 증가가 특정 기 GDP에 어떠한 영향을 주는지 살펴보기 위해서는 당기(impact) 정부지출승수를 고려할 필요가 있다. 당기 정부지출승수는 다음과 같은 형태로 정의되며, 정의상 충격기의 당기승수와 누적승수는 같다.

$$j\text{기 당기 정부지출승수} = \frac{\triangle Y_{t+j}}{\triangle G_{t+j}} = \frac{IRF_G^Y(j)}{IRF_G^G(j)} \tag{3}$$

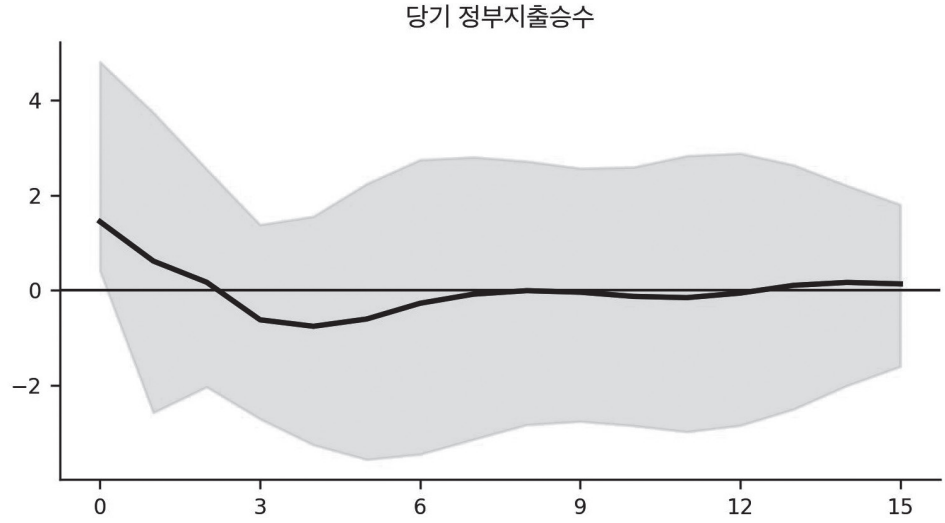
〈Figure 4〉는 본 연구 다변수 모형에서 시산한 당기 정부지출승수를 보고하고 있다. 당기 승수는 중위수 추정치 기준 충격이 발생한 초기 기간에서만 1보다 큰 값을 보였으며, 이후 유의하지는 않으나 지속적으로 음(-)의 값을 나타내고 있었다. 이는 본고에서 추정된 다변수 모형의 누적 정부지출승수가 보여주고 있는 장기적 양(+)의 경기부양 효과가 사실상 충격 초기의 큰 양(+)의 GDP 반응에 영향을 받았을

뿐이며, 이후 음(-)의 영향은 누적 과정에서 상쇄되었다는 것을 나타낸다. 이와 같은 결과는 〈Table 4〉에 요약된 다변수 모형 당기 정부지출승수 값에서도 확인할 수 있다.

따라서, 누적적인 효과에 근거하였을 때 정부지출은 적어도 단기적으로는 효과적인 경기변동 대응책일 수 있다. 그러나 충격기 이후 각 시기별로 볼 경우 정부지출 증가는 오히려 경기를 수축시킬 가능성이 있는 것이다. 이와 같은 결과의 원인 중 하나는 〈Figure 4〉에 나타난 바와 같은 정부지출 증가에 따른 국채금리 상승이며, 그에 따른 구축효과의 가능성이다. 따라서 정부지출 확대를 통한 경기조절에 있어 이와 같은 부작용이 수반될 수 있음을 유념할 필요가 있다.

〈Figure 4〉 Impact Multiplier Estimates

(Unit: KRW)



Note: Median (solid) and 68% error band (shaded area) estimates are reported. The x-axis measures quarters.

〈Table 4〉 Impact Government Spending Multiplier Estimates

Impact	1 Period	2 Period	3 Period	4 Period	5 Period
1.45 [0.41, 4.81]	0.62 [-2.58, 3.74]	0.17 [-2.04, 2.55]	-0.62 [-2.71, 1.38]	-0.76 [-3.26, 1.55]	-0.60 [-3.56, 2.24]

Note: Median and [16%, 84%] error band estimates are reported.

더 나아가 Nickel and Tudyka (2014) 등의 연구는 정부지출 증가의 경기부양 효과가 정부부채 수준이 높을수록 감소할 수 있음을 실증적으로 보이고 있다. 〈Figure 4〉의 결과는 정부지출 일시적 증가에 따라 GDP 대비 정부부채 비율은 중위수 추정치 기준 상당기간 상승하는 패턴을 보여준다. 이러한 결과를 종합하면 정부지출 증가를 통한 경기부양이 무제한적으로 쓸 수 있는 정책이 아니며, 해당 정책 시행 시 보다 신중하고 정교한 접근이 필요함을 시사한다.

2. 다변수 모형: 코로나19 이전 표본 분석

2020년에 발생한 코로나19 팬데믹은 전 세계 경제에 중대한 영향을 미쳤으며, 한국 역시 예외가 아니다. 이러한 충격을 적절히 통제하지 못할 경우 분석 결과가 왜곡될 가능성이 존재한다. 더욱이, 기존 선행연구들은 대부분 코로나19 발생 이전 진행되거나, 해당 시기의 표본을 활용한 연구가 주를 이루고 있다.

따라서 본 연구의 결과를 보다 정확하게 비교하기 위해, 코로나19 발생 이전 시기의 자료를 활용한 추가 분석이 필요하다. 이에 본 절에서는 동일한 식별 전략과 변수를 적용하되, 분석 기간을 2019년 4분기까지로 한정하여 진행한 결과를 제시한다.[18)]

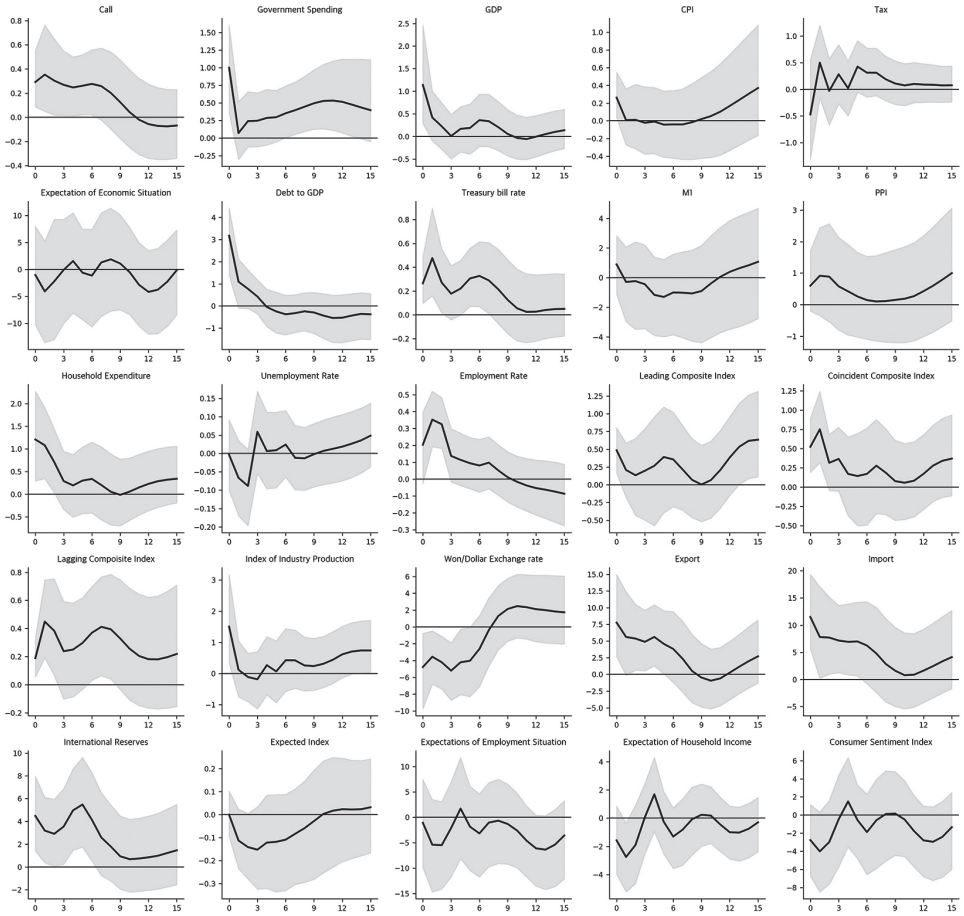
가. 충격반응함수

정부지출 충격 발생 시, 대부분의 결과는 2023년까지의 표본을 포함한 분석 결과와 유사한 패턴을 보인다. 먼저, 콜금리 역시 마찬가지로 상승하여 구축효과가 나타나며, GDP는 단기적으로 증가한 후 점차 0으로 수렴하는 경향을 보인다. 국세수입의 경우 기존과 마찬가지로 통계적으로 유의하지 않은 결과를 보였으며, 실업률 또한 유의하지 않지만 감소하는 형태를 나타낸다. 반면, 고용률은 여전히 통계적으로 유의하게 증가하는 것으로 나타났다. 또한, 가계지출 역시 전체 표본을 활용한 분석과 마찬가지로 증가하는 경향을 보이고 있다.

18) 앞선 경우와 동일한 방식을 통해 초모수를 다시 계산하였으며, 그 결과 $k_1 = 0.137$, $k_2 = 0.01$, $k_3 = 75.27$로 확인되었다.

〈Figure 5〉 Impulse Responses to Government Spending Shocks: Pre-COVID19 Pandemic Sample

(%p, %)



Note: In each panel, median (solid) and 68% error band (shaded area) estimates are reported. The x-axis measures quarters.

전산업 생산지수 역시 단기적으로 증가하는 것으로 나타났으며, 수출액, 수입액, 외환보유고 또한 증가하는 경향을 보였다. 원/달러 환율의 경우 가치 절상이 나타나는 등, 전반적으로 기존 이론과 일치하는 결과를 보이고 있다. 각종 전망 변수들 역시 감소하는 형태로 나타났다.

반면, 물가 변수에 대한 반응은 기존 연구들과 상이한 양상을 나타냈다. 소비자물가지수(CPI)와 생산자물가지수(PPI)는 정부지출 충격에 유의한 반응을 보이지 않았으며, 이는 정부지출 충격이 주로 수요 측면을 반영한다는 점에서 다소 의외의 결과로 해석될 수 있다. 그러나 Choi et al. (2022)은 이자율이 하한에 도달한 상황

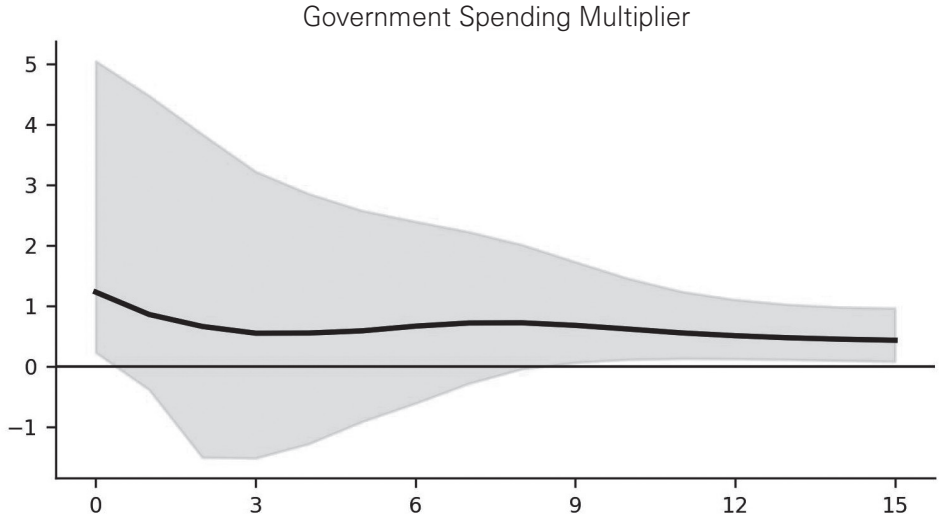
에서는 정부지출 충격이 오히려 물가수준을 낮출 가능성이 있다는 점을 보인 바 있다. 본 연구에서 사용된 표본 기간이 2002년부터 2019년까지임을 고려할 때, 한국경제가 이자율 하한(effective lower bound)에 도달해 있었던 시기의 관측치가 2023년까지의 분석에 비해 상대적으로 많이 포함되었기 때문에 이러한 결과가 도출된 것으로 판단된다.

나. 정부지출승수

시산된 충격을 바탕으로 누적 정부지출승수를 계산한 결과는 〈Figure 6〉와 〈Table 5〉에 제시되어 있다. 정부지출충격이 발생한 직후 GDP가 1.23원 증가하는 것으로 나타나고 있으며, 이후 유의하지 않게 지속적으로 감소하는 형태를 보이고 있다. 다만 9기 이후부터 다시 유의성을 가지는 것으로 분석되나, 승수 자체는 점점 작아지며 일정한 값으로 수렴하는 형태를 가진다. 2023년까지의 전체 표본을 사용한 경우 계산된 1.45에 비해 작은 값인 1.23을 승수의 최댓값으로 가지나, 코로나19 이후 표본을 포함한 경우와 마찬가지로 정부지출이 경기변동 대응에 있어서 단기적으로 효율적인 정책이라는 정성적 함의에는 변함이 없다.

〈Figure 6〉 Cumulative Government Spending Multiplier Estimates: Pre-COVID19 Pandemic Sample

(Unit: KRW)



Note: Median (solid) and 68% error band (shaded area) estimates are reported. The x-axis measures quarters.

〈Table 5〉 Cumulative Government Spending Multiplier Estimates: Pre-COVID19 Pandemic Sample

Impact	1 Period	2 Period	3 Period	4 Period	5 Period
1.23 [0.23, 5.05]	0.86 [-0.39, 4.48]	0.66 [-1.51, 3.84]	0.55 [-1.52, 3.22]	0.55 [-1.28, 2.85]	0.59 [-0.92, 2.58]

Note: Median and [16%, 84%] error band estimates are reported.

IV. 결론

본 연구는 다변수 VAR 모형을 활용하여 정부지출충격 식별 과정에서 발생할 수 있는 비근본 문제를 해결하고, 보다 정확한 정부지출충격을 식별하고자 하였다. 다변수 VAR 모형 사용 시 발생할 수 있는 추정상 어려움을 극복하기 위해 미네소타 사전분포를 사용하였으며, 정부지출충격은 충격반응함수 및 VAR 당기 행렬(A)에 부호제약과 영(0) 제약을 부여하여 식별하였다.

분석 결과 통상적인 소규모 VAR 모형은 비근본 문제에 직면하고 있음을 발견하였다. 반면 다변수 VAR 모형에서는 비근본 문제가 나타나지 않았으며, 정부지출충격 발생 시 GDP가 단기적으로 증가하여 정부지출승수가 1을 초과하는 것으로 분석되었다. 이러한 결과는 Park and Lee (2021)나 Park and Lee (2023) 등 통상적인 VAR 모형에 추가적인 정보를 포함하여 분석한 우리나라 기존 문헌에서 단기 정부지출승수가 1을 상회하였던 연구 결과와 유사하다.

비근본 문제는 해외를 대상으로 한 재정정책 분석 VAR 문헌에서 활발하게 논의되고 있으나(Forni and Gambetti, 2010; Leeper et al., 2013), 상대적으로 우리나라 기존 연구에서는 그렇지 못한 경향이 있다. 이러한 관점에서 본 연구 이후 우리나라 재정정책 분석을 위한 VAR 모형에서의 비근본 문제에 대한 풍부한 논의를 기대한다.

〈참고문헌〉

강규호, 김도완 (2023), "대규모·비선형 베이지안 VAR 모형을 활용한 한국 거시경제 전망 및 시나리오 분석," BOK 경제연구, 제 2023-17호, pp.1-65.

강동익 (2021), "국소투영 모형을 통한 정부지출의 경기부양효과와 구축효과 분석,"『경제학연구』Vol. 69, No. 2, pp.127-155.

김배근 (2011), "구조적 VAR 모형 및 세율자료를 이용한 재정정책의 효과 분석,"『경제학연구』Vol. 59, No. 3, pp.5-52.

김세훈, 허준영 (2024), "대안적 정부지출 변수의 구축을 통한 재정정책의 거시경제 효과 분석,"『한국경제의 분석』Vol. 30, No. 3, pp.65-102.

김소영, 김용건 (2020), "구조 VAR 모형을 이용한 한국의 재정정책 효과 분석,"『한국경제의 분석』Vol. 26, No. 3, pp.61-129.

김원기 (2019), "FAVAR 모형을 이용한 한국 정부지출의 효과 분석,"『한국은행 경제분석』Vol. 25, No. 3, pp.100-137.

김태봉, 허석균 (2017), "한국 재정정책의 유효성에 관한 논의 : SVAR 추정법을 중심으로,"『한국경제의 분석』Vol. 23, No. 3, pp.107-170.

이강구, 허준영 (2017), "한국의 재정승수 연구: 베이지안 VAR 방법을 이용하여,"『한국은행 경제분석』Vol. 23, No. 1, pp.55-81.

허석균 (2007), "우리나라 재정정책의 유효성에 관한 연구," *KDI Journal of Economic Policy*, Vol. 29, No. 2, pp.1-40.

허준영, 채민석 (2024), "우리나라 노동시장 상황과 인플레이션 간의 관계 변화," *KDI Journal of Economic Policy*, Vol. 46, No. 4, pp.93-125.

Arias, Jonas E., Juan F. Rubio-Ramirez, and Daniel F. Waggoner (2018), "Inference Based on Structural Vector Autoregressions Identified with Sign and Zero Restrictions: Theory and Applications," *Econometrica*, Vol. 86, No. 2, pp.685-720.

Arias, Jonas E., Dario Caldara, and Juan F. Rubio-Ramirez (2019), "The Systematic Component of Monetary Policy in SVARs: An Agnostic Identification Procedure," *Journal of Monetary Economics*, Vol. 101, pp 1-13.

Bai, Jushan, and Serena Ng (2002), "Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models," *Econometrica*, Vol. 70, No. 1, pp.191-221.

Bańbura, Marta, Domenico Giannone, and Lucrezia Reichlin (2010), "Large Bayesian Vector Autoregressions," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 25, No. 1, pp.71-92.

Belongia, Michael T., and Peter N. Ireland (2016), "The Evolution of US Monetary Policy: 2000-2007," *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 73, pp.78-93.

Blanchard, Olivier, and Roberto Perotti (2002), "An Empirical Characterization of the Dynamic Effects of Changes in Government Spending and Taxes on Output," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 117, No. 4, pp.1329-1368.

Caldara, Dario, and Christophe Kamps (2008), "What are the Effects of Fiscal Policy Shocks? A VAR-based Comparative Analysis," Mimeo, pp.1-47.

Caldara, Dario, and Christophe Kamps (2017), "The Analytics of SVARs: A Unified Framework to Measure Fiscal Multipliers," *Review of Economic Studies*, Vol. 84, No. 3, pp.1015-1040.

Chan, Joshua CC (2022), "Asymmetric Conjugate Priors for Large Bayesian VARs," *Quantitative Economics*, Vol. 13, No. 3, pp.1145-1169.

Choi, Sangyup, Junhyeok Shin, and Seung Yong Yoo (2022), "Are Government Spending Shocks Inflationary at the Zero Lower Bound? New Evidence from Daily Data," *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 139, No. 104423, pp.1-17.

Ellahie, Atif, and Giovanni Ricco (2017), "Government Purchases Reloaded: Informational Insufficiency and Heterogeneity in Fiscal VARs," *Journal of Monetary Economics*, Vol. 90, pp.13-27.

Fatás, Antonio, and Ilian Mihov (2001), "The Effects of Fiscal Policy on Consumption and Employment: Theory and Evidence," INSEAD and CEPR Discussion Paper 2760, pp.1-36.

Fisher, Jonas DM, and Ryan Peters (2010), "Using Stock Returns to Identify Government Spending Shocks," *Economic Journal*, Vol. 120, No. 544, pp.414-436.

Forni, Mario, and Luca Gambetti (2010), "The Dynamic Effects of Monetary Policy: A Structural Factor Model Approach," *Journal of Monetary Economics*, Vol. 57, No. 2, pp.203-216.

Forni, Mario, and Luca Gambetti (2014), "Sufficient Information in Structural VARs," *Journal of Monetary Economics*, Vol. 66, pp.124-136.

Forni, Mario, Luca Gambetti, and Luca Sala (2019), "Structural VARs and Noninvertible Macroeconomic Models," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 34, No. 2, pp.221-246.

Galí, Jordi, J. David López-Salido, and Javier Vallés (2007), "Understanding the Effects of Government Spending on Consumption," *Journal of the European Economic Association*, Vol. 5, No. 1, pp.227-270.

Gelper, Sarah, and Christophe Croux (2007), "Multivariate Out-of-sample Tests for Granger Causality," *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 51, No. 7, pp.3319-3329.

Giannone, Domenico, Michele Lenza, and Giorgio E. Primiceri (2015), "Prior Selection for Vector Autoregressions," *Review of Economics and Statistics*, Vol. 97, No. 2, pp.436-451.

Gordon, Robert J., and Robert Krenn (2010), "The End of the Great Depression 1939-41: Policy Contributions and Fiscal Multipliers," National Bureau of Economic Research Working Paper No. 16380, pp.1-69.

Ilori, Ayobami E., Juan Paez-Farrell, and Christoph Thoenissen (2022), "Fiscal Policy Shocks and International Spillovers," *European Economic Review*, Vol. 141, No. 103969, pp.1-26.

Iwata, Yasuharu, and Hirokuni Iiboshi (2023), "The Nexus Between Public Debt and the Government Spending Multiplier: Fiscal Adjustments Matter," *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 85, No. 4, pp.830-858.

Jo, Taewoong, Jihye Kang, and Joonyoung Hur (2025), "What Do We Know about Estimating Government Spending Multipliers?," Manuscript, pp.1-45.

Jørgensen, Peter L., and Søren H. Ravn (2022), "The Inflation Response to Government Spending Shocks: A Fiscal Price Puzzle?," *European Economic Review*, Vol. 141, No. 103982, pp.1-43.

Kang, Jihye, and Soyoung Kim (2022), "Government Spending News and Surprise Shocks: It's the Timing and Persistence," *Journal of Macroeconomics*, Vol. 73, No. 103446, pp.1-23.

Kliem, Martin, and Alexander Kriwoluzky (2014), "Toward a Taylor Rule for Fiscal Policy," *Review of Economic Dynamics*, Vol. 17, No.2, pp.294-302.

Leeper, Eric M., Todd B. Walker, and Shu-Chun Susan Yang (2013), "Fiscal Foresight and Information Flows," *Econometrica*, Vol. 81, No. 3, pp.1115-1145.

Leeper, Eric M., Nora Traum, and Todd B. Walker (2017), "Clearing Up the Fiscal Multiplier Morass," *American Economic Review*, Vol. 107, No. 8, pp.2409-2454.

Litterman, Robert B (1986)., "Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions-Five Years of Experience," *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 4, No. 1, pp.25-38.

Ma, Eunseong (2019), "The Heterogeneous Responses of Consumption Between Poor and Rich to Government Spending Shocks," *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 51, No. 7, pp.1999-2028.

Mountford, Andrew, and Harald Uhlig (2009), "What are the Effects of Fiscal Policy Shocks?," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 24, No. 6, pp.960-992.

Newey, Whitney K., and Kenneth D. West (1987), "A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance

Matrix," *Econometrica*, Vol. 55, No. 3, pp.703-708.

Nickel, Christiane, and Andreas Tudyka (2014), "Fiscal Stimulus in Times of High Debt: Reconsidering Multipliers and Twin Deficits," *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 46, No. 7, pp.1313-1344.

Owyang, Michael T., Valerie A. Ramey, and Sarah Zubairy (2013), "Are Government Spending Multipliers Greater during Periods of Slack? Evidence from Twentieth-century Historical Data," *American Economic Review*, Vol. 103, No. 3, pp.129-134.

Park, Kwangyong, and Eun Kyung Lee (2021), "Identifying Government Spending Shocks and Multipliers in Korea," *Journal of Asian Economics*, Vol. 76, No. 101366, pp.2019-2022.

Park, Kwangyong, and Byung Ho Lee (2023), "External Information and Fiscal Multipliers," *Korean Economic Review*, Vol. 39, No. 2, pp.347-379.

Perotti, Roberto (2005), "Estimating the Effects of Fiscal Policy in OECD Countries," CEPR Discussion Paper Series, Centre for Economic Policy Research, pp.1-62.

Ramey, Valerie A. (2011), "Identifying Government Spending Shocks: It's All in the Timing," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 126, No. 1, pp.1-50.

Ramey, Valerie A. (2011), "Can Government Purchases Stimulate the Economy?," *Journal of Economic Literature*, Vol. 49, No. 3, pp.673-685.

Ramey, Valerie A. (2012), "Government Spending and Private Activity," National Bureau of Economic Research Working Paper No. 12632, pp.1-52.

Ramey, Valerie A. (2016), "Macroeconomic Shocks and Their Propagation," Handbook of Macroeconomics 2, pp.71-162.

Ramey, Valerie A. (2019), "Ten Years After the Financial Crisis: What Have We Learned from the Renaissance in Fiscal Research?," *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 33, No. 2, pp.89-114.

Ramey, Valerie A., and Sarah Zubairy (2018), "Government Spending Multipliers in Good Times and in Bad: Evidence from US Historical Data," *Journal of Political Economy*, Vol. 126, Np. 2, pp.850-901.

Taylor, J. B. (1993), "Discretion versus Policy Rules in Practice," *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 39, pp.195-214

Uhlig, Harald (2005), "What are the Effects of Monetary Policy on Output? Results from an Agnostic Identification Procedure," *Journal of Monetary Economics*, Vol. 52, No. 2, pp.381-419.

Zeev, Nadav Ben, and Evi Pappa (2015), "Multipliers of Unexpected Increases in Defense Spending: An Empirical Investigation," *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 57, pp.205-226.

〈부록 1〉

1. 비근본 문제의 개념

최근 다양한 연구에서 소규모 변수의 VAR 모형을 사용할 경우 이른바 비근본 문제가 발생할 수 있다고 주장하고 있다. 부록의 본 장에서는 비근본 문제가 무엇인지, 그리고 재정지출에 있어서 비근본 문제가 왜 발생하며 이것을 기존 연구들에서는 어떻게 해결해 왔는지를 살펴본다.

이를 위해 Lutkepohl (2012)에 따라 u_t는 관심 변수 y_t의 예측오차(잔차)항을 의미하며, H_t^y는 $\{y_t, y_{t-1},\cdots\}$로 생성(span)된 힐베르트 공간(Hilbert space)의 부분집합이라고 하자. 이때 비근본 문제는 다음과 같이 정의된다.

〈정의 1〉
- u_t는 $y_t(t = 0, 1,\cdots, T)$에 대하여 $H_t^y = H_t^u$가 성립하면 근본적이라 한다.
- u_t는 $y_t(t = 0, 1,\cdots, T)$에 대하여 $H_t^y \subset H_t^u$, $H_t^y \neq H_t^u$인 경우 비근본적이라 한다.

만약 비근본 문제가 존재할 경우 VAR 모형을 통한 실증분석 시 발생할 수 있는 가장 큰 문제는 연구자들이 해당 모형을 통해 정확한 외생적 충격을 식별할 수 없다는 것이다. 이를 더 자세히 알아보기 위해 통상적인 VAR 모형의 충격 식별 전략을 설명하면 다음과 같다. VAR 모형을 통해 충격을 식별하고 충격반응을 시산할 때, 연구자는 다음 식 (A.1)~(A.2)와 같이 계량경제학 방법론을 통해 추정된 잔차항(u_t, residual)에 식별 전략(identification strategy)이 부여된 행렬(A)을 곱하는 형태로 충격을 식별한다.

$$Y_t = \Phi(L)\, Y_{t-1} = u_t,\ u_t \sim N(0, \Sigma) \tag{A.1}$$

$$u_t = A\epsilon_t \Leftrightarrow A^{-1}u_t = \epsilon_t,\ \epsilon_t \sim N(0, I) \tag{A.2}$$

여기서 Y_t는 t기의 관측변수 벡터를 나타내며, $\Phi(L)$은 시차연산자들의 다항식 행렬로 구성된 VAR 모형의 계수행렬을 의미한다. u_t와 ϵ_t는 각각 잔차항과 식별된 충격변수를 나타낸다. 위의 식 (A.2)에 명시적으로 나타나듯이 충격식별을 위해

서는 식별전략 행렬인 A가 비특이(non-singular) 행렬이어서 역행렬(invertible matrix)을 구할 수 있어야 한다는 것이다. 하지만 비근본 문제가 발생하는 경우 $A^{-1}u_t = \epsilon_t$을 만족시키는 행렬 A가 존재하지 않게 된다. Forni et al. (2019)은 일정 조건 하에서 다음 명제가 성립함을 증명하였다.

- ϵ_t는 Y_t에 대하여 근본이다. $\Leftrightarrow$ $\epsilon_t = Qu_t$를 만족시키는 비특이 행렬 Q가 존재한다.

이 명제에 따라서 비근본 문제가 해결되지 않을 경우, 설령 경제학 이론 측면에서 합당한 식별전략을 사용하더라도 계량경제학적으로 정확한 충격을 식별할 수 없게 되는 것이다. 따라서 VAR 모형을 통해 충격 식별 및 관련 분석 시행 시 비근본 문제는 해결되어야 한다.

위의 〈정의 1〉에 명시적으로 나타나듯이, 비근본 문제가 발생하는 원인 중 하나는 계량모형 안에 포함되는 정보집합(H_t^y)이 실제 경제주체들이 가지고 있는 정보집합(H_t^u)보다 작은 경우이다(Lutkepohl, 2012).

2. 비근본 문제 검정 방법

Forni and Gambetti (2014)는 정보 부족으로 인해 발생하는 비근본 문제를 검정하는 방법을 제시하였다. 해당 방법론의 구체적인 아이디어는 다음과 같다. 실제 개별 경제주체가 가지고 있을 것으로 판단되는 정보집합을 구축하고, 그것이 실증분석을 위해 설정된 VAR 모형에 포함된 변수들의 예측에 도움이 되는지의 여부에 따라 비근본 문제 발생 유무를 판단하는 것이다. 만약 예측에 도움이 된다면 비근본 문제가 발생한 것이고, 그렇지 않으면 해당 문제가 없다고 보는 것이다.

이때 경제주체들이 가지고 있는 정보는 차원 축소(dimension reduction) 기법 등을 통해 구축되는 '요인(factor)'으로 대변되며, 예측력에 대한 검정은 그랜저 인과성 검정(Granger causality test)으로 이루어진다. 한편 일반적인 그랜저 인과성 검정의 경우 하나의 변수에 대한 다른 변수들의 예측력을 보기 때문에 다중 변수(multivariate) 모형인 VAR 모형에 직접 적용하기 어려운 측면이 존재한다. 따라서 Forni and Gambetti (2014)가 제안한 바와 같이 Gelper and Croux (2007)의 다변수 그랜저 인과성 검정을 진행하였다.

Gelper and Croux (2007)의 그랜저 인과성 검정은 다음과 같은 형태로 구성된다.

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \ldots + \Phi_p Y_{t-p} + \Psi_1 X_{t-1} + \ldots + \Psi_p X_{t-p} + \epsilon_t \quad \text{(A.3)}$$

여기서 편의성을 위해 식 (A.3)을 전체 모형이라 하자. 이때 Y_t와 X_t는 약정상과정(weakly stationary process) 시계열 자료이며, 각각 k-차원 및 l-차원 벡터로 주어진다.[19] 검정의 목표는 Y_t 벡터에 포함된 모든 변수에 대하여 X_t 벡터에 포함된 모든 변수가 예측력을 높이는 데 도움을 주는지 여부이다. 따라서 귀무가설 H_0는 다음과 같이 구성된다.

$$H_0 : \Psi_1 = \Psi_2 = \ldots = \Psi_p = 0 \quad \text{(A.4)}$$

즉 X_t와 관련된 모든 회귀계수들이 0이어서 모형의 동학에 영향을 주지 않는다는 것을 의미한다. 이는 통계적으로 X_t가 Y_t의 예측력 증대에 아무런 역할을 하지 못함을 시사한다. 귀무가설 H_0하에서의 전체 모형은 다음과 같이 나타난다.

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \ldots + \Phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t \quad \text{(A.5)}$$

결국 Gelper and Croux (2007)의 다변수 그랜저 인과성 검정은 식 (A.3)에 나타난 전체 모형과 식 (A.5)의 H_0하에서의 모형 간 예측력 비교를 통해 이루어진다. 본 연구에서는 전체 표본을 사용하여 한번만 예측을 시행하는 경우 발생할 수 있는 과적합(overfitting) 문제를 해결하기 위해 표본외(out-of-sample) 검정을 시행한다. 구체적인 방식은 다음과 같다. 먼저 동일한 시기부터 시작하여 전체 모형과 H_0하에서의 모형을 주어진 마지막 표본까지 구간이동방식(rolling window)으로 추정하여 각각 P개의 예측치를 구성한다. 이후 실제값과 예측치들을 각각 뺀 후 정리한 예측오차 행렬인 $P \times k$ 행렬을 생성한다. 이렇게 생성된 귀무가설 H_0 및 전체 모형 하에서의 예측오차 행렬들을 각각 u_r 및 u_F라 하자. 마지막 단계로 Gelper and Croux (2007)에서 제공하는 통계량 가운데 가장 검정력이 좋은 것으로 나타난 회귀 통계량(regression statistics)을 구한다. 회귀 통계량은 u_r와 u_F를 응용, 아래 식 (A.6)을 회귀한 후 추정된 잔차항과 u_r를 이용하여 식 (A.7)에 의해 구축된다.

$$u_{r,t} = \lambda(u_{r,t} - u_{F,t}) + \epsilon_t \quad \text{(A.6)}$$

19) 시계열 $\{Z_t\}$가 모든 $t, s \in T$에 대하여 $t+r$, $s+r \in T$를 만족하는 임의의 r에 대해 $E(X_t) = E(X_{t+r})$, $E(X_t X_s) = E(X_{t+r} X_{s+r})$을 만족하면, $\{Z_t\}$를 약정상과정이라 부른다.

$$Reg = P((\log(|u_r' u_r|) - \log(\hat{\epsilon}'\hat{\epsilon})) \quad \text{(A.7)}$$

Gelper and Croux (2007)에서는 위 식 (A.7)을 통해 구한 회귀 통계량의 유의확률(p-value)을 구하기 위해 부트스트랩(bootstraping)을 사용하였다. 먼저 H_0 하에서의 모형을 최소자승법(OLS)을 통해 추정 후 추정된 계수들과 잔차항을 재복원추출(resampling with replacement)하여 새로운 데이터셋을 구축하고, 그것을 통해 위의 식 (A.6)~(A.7) 방식을 통해 i번째 회귀 통계량인 Reg^i를 구한다. 그리고 이를 반복하여 기존의 Reg를 넘는 값을 지닌 Reg^i의 비율을 통해 유의확률을 계산하는 것이다.

본 연구에서 P는 검정력 확보를 위하여 50개로 설정하였으며, 10,000개의 부트스트랩 표본을 통해 유의확률을 구한 후 전체 모형에 대한 베이지안 정보 기준(Bayesian Information Criterion, BIC)에 따른 시차 선택 기준을 통해 비근본 문제를 식별하였다.

〈부록 2〉 비대칭형 미네소타 사전 분포

구조형 VAR 모형의 경우 해당 모형의 공분산 행렬이 대각행렬(diagonal matrix)이라는 점을 이용, VAR의 방정식들을 각각 추정하여도 효율성(efficiency)에 문제가 발생하지 않을 수 있다. Chan (2022) 모형의 경우 이러한 사실을 이용하여 간단한 구조형 VAR 모형을 설정한 후 역으로 축약형(reduced-form) VAR 모형을 추정한다. 자세한 설명을 위해 다음과 같은 구조형 VAR 모형을 고려하자.

$$Ay_t = b + B_1 y_{t-1} + \cdots + B_p y_{t-p} + \epsilon_t^y, \ \ \epsilon_t^y \sim N(0, \Sigma) \tag{A.8}$$

y_t는 $n \times 1$ 내생변수 벡터를 의미하며 B_p는 $n \times n$ VAR 계수행렬을 나타낸다. A는 대각 원소(diagonal element)가 1인 $n \times n$ 하방삼각행렬(lower triangular matrix)이며 $\Sigma = diag(\sigma_{1,}^2 \cdots, \sigma_n^2)$이다.[20] 이와 같은 구조형 VAR 모형의 경우 n개의 방정식으로 구성되어 있으므로 각 i번째($1 \le i \le n$) 방정식을 다음과 같은 형태로 표현할 수 있다.

$$y_{i,t} = \widetilde{w_{i,t}}\alpha_i + \widetilde{x_t}\beta_i + \epsilon_{i,t}^y, \ \epsilon_{i,t}^y \sim N(0, \sigma_i^2) \tag{A.9}$$

$$y_{i,t} = x_{i,t}\theta_i + \epsilon_{i,t}^y, \ \epsilon_{i,t}^y \sim N(0, \sigma_i^2) \tag{A.10}$$

이때 위 방정식에서 $\widetilde{w_{i,t}} = (-y_{1,t,} \cdots, -y_{i-1,t})$, $\widetilde{x_t} = (1, y'_{t-1}, \cdots, y'_{t-p})$이며 $x_{i,t} = (\widetilde{w_{i,t}}, \widetilde{x_t})$, $\theta_i = (\beta'_i, \alpha'_i)'$으로 축약한 형태를 나타낸다. 이러한 방정식을 시간에 대하여 결합하여 벡터 혹은 행렬 형태로 표현하면 다음 식 (A.11)과 같이 나타낼 수 있게 되며, 그것의 우도(likelihood)는 식 (A.12)와 같다.

$$y_i = X_i\theta_i + \epsilon_i^y, \ \epsilon_i^y \sim N(0, \sigma_i^2 I_T) \tag{A.11}$$

$$p(y \mid \theta, \sigma^2) = \prod_{i=1}^{n} p(y_i \mid \theta_i, \sigma_i^2) = \prod_{i=1}^{n} (2\pi\sigma_i^2)^{-\frac{T}{2}} e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}(y_i - X_i\theta_i)'(y_i - X_i\theta_i)} \tag{A.12}$$

사전 분포 설정에 있어서 각 계수들은 방정식 간에 독립이라고 가정하며 $i = 1, \cdots, n$인 각 i에 대하여 (θ_i, σ_i^2)은 normal-inverse-gamma 사전 분포를 가정한다. 이러한 가정에 의해 다음이 성립한다.

20) Chan (2022)은 이 연구에서 사용한 normal-inverse-gamma(NIG) 사전분포의 경우 일정 조건 하에서 변수의 순서에 대하여 불변(invariant)임을 보였다.

$$(\theta_i \mid \sigma_i^2) \sim N(m_i, \sigma_i^2 V_i), \ \sigma_i^2 \sim IG(\nu_i, S_i) \Rightarrow$$
$$(\theta_i, \sigma_i^2) \sim \text{NIG}(m_i, V_i, v_i, S_i) \quad \text{(A.13)}$$

여기서 $m_i = (m'_{\beta,i}, m'_{\alpha,i})$이고, $V_i = diag(V_{\beta,i}, V_{\alpha,i})$로 각각 B_p와 A 행렬 계수들의 사전 분포 평균 및 분산 초모수(hyperparameter)를 의미한다. 이 경우 사후 분포는 사전 분포와 마찬가지로 normal-inverse-gamma 분포를 따르게 되며 구체적인 식은 다음과 같다.

$$(\theta_i, \sigma_i^2) \sim \text{NIG}(\hat{\theta}_i, K_{\theta_i}^{-1}, \nu_i + \frac{T}{2}, \hat{S}_i), \quad i = 1, \cdots, n \quad \text{(A.14)}$$

여기서 $K_{\theta_i} = V_i^{-1} + X_i' X_i$ 및 $\hat{\theta}_i = K_{\theta_i}^{-1}(V_i^{-1} m_i + X_i' y_i)$와 같이 주어지며, $\hat{S}_i = S_i + (y_i' y_i + m_i' V_i^{-1} m_i - \hat{\theta}_i' K_{\theta_i} \hat{\theta}_i / 2)$이다. 이때 기본 초모수들은 다음과 같이 설정되었다.

$$\nu_i = 1 + \frac{i}{2}, \ S_i = \frac{s_i^2}{2}, \ m_{\alpha,i} = 0, \ V_{\alpha,i} = diag(\frac{1}{s_1^2}, \cdots \frac{1}{s_{i-1}^2}), \ m_{\beta,i} = 0 \quad \text{(A.15)}$$

여기서 s_i^2는 i번째 변수에 대한 AR(4) 모형 잔차항의 분산을 나타낸다. 비대칭 사전 분포 설정에 있어서 가장 중요한 $V_{B,i}$, 즉 B_p 행렬에 포함된 모수에 대한 사전 분포 분산의 경우 다음과 같이 설정하였다.

$$(V_{\beta,i})_k = \begin{cases} \dfrac{\kappa_1}{l^2 s_i^2} & \text{변수 } i\text{의 } l\text{번째 시차 변수의 경우} \\ \dfrac{\kappa_2}{l^2 s_l^2} & \text{변수 } j\text{의 } l\text{번째 시차 변수의 경우} \\ \kappa_3 & \text{독립변수의 경우} \end{cases} \quad \text{(A.16)}$$

여기서 k_1과 k_2에 차이를 두어 변수 사이의 비대칭적 수축 정도를 모형에 반영하는 것이다. 이와 같은 설정을 통해 본 연구의 축약형 VAR 모형 모수를 추정하였다.

〈부록 3〉 요인 추출 데이터 출처 및 변환방법

요인 추출의 경우 2001년 4분기부터 2023년 4분기까지 총 69개의 변수를 사용하였다. 각각의 구체적인 변환방법은 다음과 같다. 0: 수준변수; 1: 1인당 실질변수로 변환한 후 로그 차분; 2: 로그 차분; 3: 수준변수/명목 달러 표시 GDP. 이때 수준변수를 제외하고, 퍼센트 개념을 맞추기 위해 차분 혹은 변환 후 100을 곱하였다. 월별 변수의 경우 평균 등의 방식을 통하여 분기변수로 변환하였다. 데이터 출처의 경우 ECOS: 한국은행 경제통계시스템, 고용노동통계: 통계청 고용노동통계(laborstat) 중 임금근로시간, BIS: 국제결제은행 웹사이트, EPU: Economic Policy Uncertainty 웹사이트, 인구동향조사(population census)의 경우 통계청의 인구동향조사 데이터를 각각 의미한다. 각 변수들의 차분 전, X13-ARIMA 방법을 통하여 계절조정을 진행하였다. 이후 PCA의 경우 2002년 1분기부터 2023년 4분기까지의 데이터를 통해 진행하였다.

〈Table A.1〉 PCA Data, Source and Transformation

Variable Name	Source	Transformation
GDP	ECOS	1
GDI	ECOS	1
GNI	ECOS	1
Private Expenditure	ECOS	1
Total Fixed Capital	ECOS	1
Total Save	ECOS	1
Monetary Base	ECOS	1
M1	ECOS	1
M2	ECOS	1
LF	ECOS	1
Total Deposit	ECOS	1
Saving Deposit	ECOS	1
Total Loan	ECOS	1
Household Spending	ECOS	1
Government Spending	ECOS	1
Tax Revenue	ECOS	1
Household Transfer	ECOS	1
Current Account	ECOS	3
Dishonored Bill Ratio	ECOS	0
Demand Deposit Turnover	ECOS	0
GDP Deflator	ECOS	2
₩/$ Exchange Rate	ECOS	2
₩/¥ Exchange Rate	ECOS	2
Uncollateralized Call Rate (1day)	ECOS	0
CD interest rate(91d)	ECOS	0
CP interest rate(91d)	ECOS	0
National Housing Bond(5Y)	ECOS	0
Yields of Treasury Bonds(1 year)	ECOS	0

〈Table A.2〉 PCA Data, Source and Transformation

Variable Name	Source	Transformation
External Assets	ECOS	3
Capital Account	ECOS	3
Finance Account	ECOS	3
Product Price Index	ECOS	2
Consumer Price Index	ECOS	2
Import Price Index	ECOS	2
Export Price Index	ECOS	2
Entire Firm Total Working Hour	laborstat	2
Entire Firm Normal Working Hour	laborstat	2
Entire Firm Excess Working Hour	laborstat	2
Small Business Total Working Hour	laborstat	2
Small Business Normal Working Hour	laborstat	2
Small Business Excess Working Hour	laborstat	2
Large Company Total Working Hour	laborstat	2
Large Company Normal Working Hour	laborstat	2
Large Company Excess Working Hour	laborstat	2
Government Debt to GDP	BIS	0
Unemployment Rate	ECOS	0
Employment Rate	ECOS	0
The Number of Brith	population census	2
The Number of Death	population census	2
House Jeonse Price Index	ECOS	2
House Price Index	ECOS	2
Current Living Conditions Perception Index	ECOS	2
Current Business Sentiment Index	ECOS	2
Future Living Conditions Sentiment Index	ECOS	2
Future Economic Outlook Sentiment Index	ECOS	2
Expectations of Employment Situation	ECOS	2
Future Intrest Rate Sentiment Index	ECOS	2
Expectations of Household Income	ECOS	2
Consumer Sentiment Index	ECOS	2
Economic Policy Uncertainty	EPU	2
Expected Inflation	ECOS	0

〈Table A.3〉 PCA Data, Source and Transformation

Variable Name	Source	Transformation
Leading Composite Index	ECOS	2
Coincident Composite Index	ECOS	2
Lagging Composite Index	ECOS	2
International Reserve	ECOS	3
Index of Industry Production	ECOS	2
AA- Corporate Bond Interest Rate(3Y)	ECOS	0
Stabilization Bond Interest Rate(1Y)	ECOS	0
External Debt	ECOS	3

Analysis of Government Spending Multiplier: A Multivariate VAR Model Approach

Sehun Kim*, Joonyoung Hur**

Economic agents base decisions on expectations of future fiscal policy changes. However, VAR models only use past and present data, making it difficult to capture these expectations and accurately identify government spending shocks. To address this caveat, this paper constructs a multivariate Bayesian (Large Bayesian) VAR model with 25 variables, including expectation variables of private agents, to analyze the impact of expansionary government spending on GDP. This model is estimated by using Bayesian methods incorporating Minnesota prior distributions, and the identification of impulse response is conducted through zero and sign restrictions. The analysis shows that while the nonfundamentalness problem arises in conventional small-scale VAR models, it does not occur in the multivariate VAR model specified in this study. The estimated government spending multiplier indicates that a one-won increase in government spending arises GDP by 1.45 won in the same period. However, responses after the following period are generally not statistically significant. These findings suggest that although the effect of government spending on GDP is short-term and lacks persistence, it remains effective for economic stimulation through its immediate impact on GDP.

JEL classification: E6, H5
Key Words: Nonfundamentalness, Government Spending Multiplier, Bayesian VARs
DOI: 10.23299/bokeri/2025.31.1.001

* Ph.D. Student, Department of Economics, Sogang University
(E-mail: lic153@naver.com, Tel: +82-2-705-8179)
** Associate Professor, Department of Economics, Sogang University
(E-mail: joonyhur@gmail.com, Tel: +82-2-705-8514)

Received: 13 January 2025, Received in revised form: 2 March 2025, Accepted: 31 March 2025