



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

경제학 석사 학위논문

준구조 모형을 이용한 동아시아의  
잠재성장률 추정 및 비교  
: 한국, 일본, 싱가포르를 중심으로

2020 년 8 월

서울대학교 대학원

경 제 학 부

김 예 하

## 국 문 초 록

본 연구는 Gali(2008)의 뉴케인지언 모형(New Keynesian model)을 반영한 Holston, Laubach, and Williams(2017b)의 방식을 따라 한국, 일본, 싱가포르의 잠재성장률(potential growth rate)을 추정하고 분석하고자 한다. 이를 위한 추정은 동태적 IS 곡선, 뉴케인지언 필립스 곡선 등으로 상태 공간 모형(state-space model)을 구성하고, 이에 칼만 필터(Kalman filter)에 기반한 최우추정(maximum likelihood estimation) 방법을 적용하여 이루어진다. 추정 결과, 한국의 잠재성장률은 빠른 속도로 감소해 온 반면, 일본의 잠재성장률은 글로벌 금융위기 이후 점진적으로 증가하였고 싱가포르의 잠재성장률은 한국에 비해 더딘 속도로 감소해 온 것으로 나타났다. 또한 세 국가 모두 잠재성장률 추정치가 아시아 외환위기와 글로벌 금융위기 등 큰 규모의 경제 위기에 동시에 영향을 받아온 것으로 나타났다.

주요어: 잠재성장률, 준구조모형, 칼만 필터, 뉴케인지언 모형

학번: 2017-24510

# 목 차

I. 서론.....	6
1. 연구 동기	
2. 선행 연구	
3. 연구 의의	
II. 본론.....	12
1. Data	
2. R Packages	
3. Data Preparation	
4. 모형 설명	
i. 이론적 배경	
ii. 상태 공간 모형	
iii. LW(2003) 모형과의 차이	
5. 추정	
i. 단계별 형태	
ii. 칼만 필터	
6. 분석 결과	
7. 주요 기관 추정 결과와의 비교: 한국과 일본을 중심으로	
III. 결론.....	43
참고문헌.....	45
부록.....	52
Abstract.....	69

## 표 목 차

Table 1. 상태 공간 모형 요약.....	22
Table 2. 모수 추정 결과.....	35
Table 3. 주요 기관 잠재성장률 추정치와의 비교(한국) .....	40
Table 4. 각 단계별로 추정되는 벡터 .....	55
Table 5. 모수 추정 결과 비교 .....	64

## 그 림 목 차

Fig.1. 추정에 사용한 데이터.....	14
Fig.2. HLW(2017) 모형 개요.....	17
Fig.3. 예측, 필터링, 스무딩.....	26
Fig.4. 칼만 필터 블록도(block diagram) .....	28
Fig.5. 동아시아 국가별 잠재성장률 추정치.....	30
Fig.6. 서구권 국가별 잠재성장률 추정치.....	31
Fig.7. 국가별 잠재성장률 및 실질 GDP 증가율 추이.....	33
Fig.8. 국가별 실질 GDP 증가율 갭.....	34
Fig.9. Standard Errors.....	39

Fig.10. 주요 기관 잠재성장률 추정치와의 비교(일본) .....	41
Fig.11. 잠재성장률 추정치 비교 .....	63
Fig.12. 잠재성장률 추정치의 표준오차 비교.....	65
Fig.13. 기준연도 변경 전후의 한국의 분기별 실질 GDP.....	66
Fig.14. 기준연도 변경 전후의 한국의 실질 GDP 증가율 갭.....	67

# I. 서론

## 1. 연구 동기

잠재성장률은 자연산출량(natural output)<sup>1</sup>의 증가율로, 한 경제의 경기가 장기 균형 상태에서부터 과열되어 있는지 침체되어 있는지 여부를 진단할 수 있는 주요한 척도가 된다. 그 정책적 중요성 때문에 각국 중앙은행 및 경제협력개발기구(OECD)와 국제통화기금(IMF) 등 여러 국제기구에서 국가별 잠재성장률을 추정하여 공표하고 있고, 한국에서는 한국은행, 한국개발연구원(KDI) 등에서 다양한 방법을 통해 이를 추정하고 있다. 그런데 유럽과 미국 등 서양 국가들의 잠재성장률 추정치에 관한 연구는 활발히 이루어지고 있는 반면, 동아시아 국가들의 잠재성장률 추정치에 관한 연구 결과는 비교적 적은 실정이다.

본 연구에서는 한국과 일본의 잠재성장률을 추정한 김예하(2020)의 연구에 싱가포르와 2019년 시계열을 추가하여 잠재성장률을 추정하고 분석한다. 싱가포르 외에도 말레이시아, 대만 등 동아시아의 여러 국가들이 고려대상이 되었으나 각국의 통계청 및 중앙은행에서 연구에 필요한 거시경제 시계열을 모두 공표하고 있는 경우는 찾기 어려웠다. 따라서 분기별 거시경제 시계열을 다양하게 집계하여 공표하고 있는

---

<sup>1</sup> Kawamoto et al.(2017)은 잠재성장률을 잠재 GDP의 증가율이라고 서술하였다. 자연산출량과 잠재산출량을 구분하여 보는 견해도 있으나, 두 개념의 차이가 모호하기 때문에 본 논문에서는 잠재산출량과 자연산출량을 모두 경제 내 모든 시장이 완전경쟁적일 때 달성되는 개념으로 보도록 한다. 이와 관련된 자세한 논의는 김예하(2020)의 논문(각주1)에서 서술하였다.

싱가포르를 추가적인 분석의 대상으로 삼았다.

## 2. 선행 연구

잠재성장률은 그 정책적 중요성이 작지 않지만, 현실에서 관측할 수 없는 변수이어서 이를 추정하는 것은 쉽지 않은 작업이다. 잠재성장률을 추정하기 위해 어떠한 방법론(methodology)을 선택하는지, 국가별로 다른 추정방법을 고려하는 것이 타당한지, 추정한 결과를 얼마나 신뢰해도 되는지 등 여러 이슈가 존재하기 때문이다. 미국 연방준비위원회에서 오랫동안 경제의 장기 균형에 대해 연구해 온 Williams(2017)도 최근의 정교한 방법으로도 잠재 산출량을 추정하는 것이 쉽지 않다고 하였다.

최근까지 잠재성장률의 추정 방법으로 생산함수 접근법, 시계열 접근법, 준구조 모형 등 다양한 방법이 제시되어 왔다. 이 중 생산함수 접근법은 산출량과 생산 요소 및 총요소생산성(total factor productivity) 간 관계를 사용하여 잠재성장률을 추정하는 방법이다. 대표적인 생산함수 접근법은 콥-더글라스(Cobb-Douglas) 생산함수를 가정하여 자연산출량을 추정한 후, 이의 증가율인 잠재성장률을 도출하는 방법이다. 동아시아의 잠재성장률을 추정한 많은 연구에서 생산함수 접근법을 사용하고 있다. 한국의 경우, 한국은행에서 권지호 외 4인(2019)이 노동소득분배율을 0.61로 설정하고 Hodrick and Prescott(1997)의 필터로 각 생산 요소의 잠재 수준인 추세 요인을 추출하여 잠재성장률을 추정하였다. 그리고 일본의 경우, 일본은행(Bank of Japan)에서는 생산함수 접근법을 사용하여 잠재성장률을 추정하고 있고 그 자세한



방법은 Kawamoto et al.(2017)의 연구에서 확인할 수 있다. 해당 방법은 잠재성장률의 변동요인을 생산 요소별로 분해하여 분석할 수 있다는 장점이 있지만, 그 추정치가 생산함수에 대한 가정에 영향을 받는다는 한계가 존재한다.

시계열 방법(time series method)에는 단변량 필터(univariate filter) 방법과 다변량 필터(multivariate filter) 방법이 있다. 단변량 필터 방법으로는 흔히 Hodrick and Prescott(1997)의 필터와 Baxter and King(1999)의 필터 등이 사용되고 있다. 이는 통계적 기법만을 사용한 방법으로, 실질 GDP 시계열이 따르는 확률 과정(stochastic process)을 가정하고 이의 추세를 자연산출량으로 간주하여 추출한다. 한편, 다변량 필터 방법은 여러 경제 변수의 통계적 특성을 고려하여 모형을 구성하고, 이를 바탕으로 잠재성장률을 추정하는 방법이다. 잠재성장률은 이론적으로 하나의 변수로 충분히 설명되기 어렵고 노동, 자본, 총요소생산성, 경제활동참가율 등 여러 요인의 영향을 받는다. 또한 경기변동은 본질적으로 어떤 한 변수의 움직임이 아니라 다양한 경제변수의 공통된 움직임을 나타낸다. 따라서 다변량 필터는 단변량 필터에 비해 보다 경기변동의 특징에 부합하는 방법이라고 할 수 있다. 이와 관련된 실증 연구로는 Blagrove et al.(2015)이 실질 GDP 성장률, 소비자물가지수 인플레이션, 실업률 자료를 바탕으로 다변량 필터를 사용하여 16개국의 자연산출량을 추정하였고, 최근 국내에서는 권지호 외 4인(2019)이 필립스 곡선과 오쿤의 관계식, 필립스 곡선 등을 바탕으로 모형을 구성하여 다변량 필터로 한국의 잠재성장률을 추정하였다.

준구조 모형(semi-structural model)<sup>2</sup>을 사용한 연구는 Laubach and Williams(2003)의 연구와 Holston, Laubach, and Williams(2017b)의 연구가 대표적이다.<sup>3</sup> Laubach and Williams(2003)는 칼만 필터를 사용하여 미국의 자연이자율(natural rate of interest)과 잠재성장률을 추정하여 두 개념 간 이론적 관련성을 실증적으로 확인하였다. 그리고 Holston, Laubach, and Williams(2017b)는 Gali(2008)의 새케인지언 모형(New Keynesian Model)을 반영한 모형을 구성하여 미국, 캐나다, 유로지역, 영국의 자연이자율과 잠재성장률을 추정하였고, 네 경제 모두 자연이자율과 잠재성장률이 추세적으로 감소하고 있음을 확인하였다.

한국의 경우 이재준 · 배진호(2015)가 Laubach and Williams(2003)의 모형을 바탕으로 자연이자율과 잠재성장률을 추정하여 두 변수 모두 추세적으로 감소하고 있음을 실증적으로 확인하였다. 권지호 외 4인(2019)은 생산함수 접근법, Hodrick and Prescott(1997)의 필터, Laubach and Williams(2003)의 모형을 변형한 준구조 모형을 바탕으로 한국의 잠재성장률을 추정하고 그 변동 요인을 분석하였다. 백인석 · 강현주(2018)은 Holston, Laubach, and

---

<sup>2</sup> 준구조 모형 또한 경제 변수 간 관계식들로 구성되기 때문에 다변량 필터 방법으로 불리기도 한다. Butler(1996)는 준구조 모형은 정책 분석(policy analysis)을 더 용이하게 하기 위해 다변량 필터 방법을 변형한 “확장된 다변량 필터(extended multivariate filter)” 방법이라고 하였다. Pichette et al.(2015)은 준구조 모형이 경제 변수 간 관계 등의 정보를 기계적 필터링에 반영할 수 있고 거의 자동화되어 있어 사용하기 쉽다는 장점이 있다고 하였다.

<sup>3</sup> 본 내용 이후로 Laubach and Williams(2003)의 연구에서 제시한 모형을 LW(2003) 모형, Holston, Laubach, and Williams(2017b)의 연구에서 제시한 모형을 HLW(2017) 모형이라고 부르기로 한다.

Williams(2017b)의 모형을 사용하여 한국의 자연이자율을 추정하여 추세적으로 감소해 왔음을 확인하고 이를 미국의 자연이자율과 비교하였다. 일본의 경우, Kawamoto et al.(2017)이 생산함수 접근법을 통해 일본의 산출량 갭(output gap)과 잠재성장률을 추정하였고, Yamada and Jin(2013)은 구조적 변화(structural break)를 고려하기 위해 HP필터 대신  $l_1$  추세 필터를 사용하여 일본의 산출량 갭을 추정하였다.

### 3. 연구 의의

본 연구는 학계에서 통화정책 연구에 자주 사용되어온 Gali(2008)의 모형이 반영된 준구조 모형으로 동아시아 국가들의 잠재성장률을 추정했다는 데 의의가 있다. 현재 많은 연구들이 생산함수 접근법을 사용하여 동아시아의 잠재성장률을 연구하고 있으며, 준구조 모형을 사용하는 경우에도 HLW(2017) 모형이 아닌 2003년에 공개된 LW(2003)의 모형을 사용하고 있다. LW(2003) 모형을 개발한 저자들이 오랜 기간 연구 끝에 기존의 모형을 수정하여 다시 발표한 모형이 HLW(2017) 모형이고, 미국 연방준비위원회에서 세계 각국의 잠재성장률을 추정하는 데 해당 모형을 사용하고 있으며 홈페이지에 관련 코드 및 문서를 공개하고 있다. 따라서 잠재성장률 추정이 갖는 정책적 중요성을 고려하면 HLW(2017) 모형이 향후 잠재성장률을 추정하는 데 일반화할 수 있는 방법론인지 구체적으로 살펴볼 필요성이 있는 것이다.

이 밖에도 동아시아 국가들은 1060년대 이후 1990년대 후반 아시아 외환위기 전까지 역사상 유례없는 성장률을 기록하였다. 그런데

최근 일본의 저성장 기조를 중심으로 동아시아의 성장 잠재력이 상당히 감소하였고, 향후 얼마나 긴 기간 동안 이러한 저성장 기조가 지속될 것인지 학계에서 활발한 논의가 이루어지고 있다. 따라서 동아시아 국가 중 1인당 GDP 순위가 높은 한국, 일본, 싱가포르를 중심으로 잠재성장률을 추정하고 잠재성장률이 어떠한 방향으로 변동하고 있는지 분석한다는 점에서 본 연구의 의의가 있다. 또한 한국과 일본의 잠재성장률은 OECD와 각국 중앙은행 등에서 추정하고 있는 반면, 싱가포르의 잠재성장률을 추정하고 있는 기관은 찾아보기 힘든 실정이다. 따라서 본 연구에서 HLW(2017) 모형을 사용하여 얻은 싱가포르의 잠재성장률 추정치가 향후 동아시아 경제 성장에 관한 연구에 참고가 될 수 있을 것이라고 생각한다.

## II. 본론

### 1. Data

표본 기간은 한국과 싱가포르의 경우 1991년 1/4분기부터 2019년 4/4분기까지의 데이터를 사용하였고, 일본의 경우 1995년 1/4분기부터 2019년 4/4분기까지의 데이터를 사용하였다. 칼만 필터를 바탕으로 분기별 잠재성장률을 추정하는 경우, 추정하고자 하는 시점의 4분기 전 데이터부터 사용한다.<sup>4</sup> 한국과 싱가포르는 1992년 1/4분기부터, 일본은 1996년 1/4분기부터의 잠재성장률 추정치를 얻게 된다.

HLW(2017)의 모형을 바탕으로 잠재성장률을 추정하기 위해서는 분기별 명목이자율, 실질이자율, 로그를 취한 실질 GDP, 물가상승률 시계열이 필요하며 이를 그림으로 나타내면 Fig.1과 같다. 이를 위해서는 국가별로 분기별 실질 GDP, 소비자 물가지수<sup>5</sup>, 식품류와

---

<sup>4</sup> 이는 Holston, Laubach, and Williams(2017a)의 코드를 사용하는 과정에서 “data.start” 변수의 값을 설정할 때도 고려해야 한다. 본 연구의 방법론에서는 전년 동기 대비 자연 산출량의 증가율을 계산하기 때문에 특정 시기의 값을 추정하기 위해서는 일년 전 동일 시점의 값이 필요하다. 따라서 “data.start” 변수에는 국가별로 추정할 값의 최초 시점을 기준으로 4분기 전 시점을 입력해야 한다.

<sup>5</sup> LW(2003) 모형을 사용한 문헌에서는(이재준 · 배진호, 2015) 명목 GDP를 실질 GDP로 나눈 GDP 디플레이터를 사용하기도 한다. GDP 디플레이터는 소비자가 구입하는 재화와 서비스의 물가변동을 반영하는 소비자 물가지수와 달리, 국내에서 생산되는 모든 재화와 서비스의 물가변동을 반영한다. 하지만 HLW(2017) 모형에서 그 이론적 근거를 두고 있는 Gali(2008)의 모형은 개방거시경제 모형이고, 가계가 연속적으로 분포하는 소비재들을 대상으로 각각 얼마만큼의 예산을 배분할 것인지 결정하기 때문에 GDP 디플레이터보다는 소비자 물가지수를 사용하는 것이 Gali(2008) 모형에서의 가정

석유류와 같이 단기적인 경기변동에 영향을 많이 받는 품목들을 제외한 물가지수, 단기 명목 이자율 데이터가 필요하다.

한국의 경우 한국은행의 경제통계시스템(ECOS)의 자료를 사용하였다. 분기별 무담보 콜금리, 2015년 기준 분기별 실질 GDP<sup>6</sup>, 분기별 소비자물가지수, 분기별 농산물 및 석유류 제외 소비자물가지수를 사용하였다. 일본의 데이터는 Federal Reserve Economic Data(FRED)의 기준연도가 2011년이고 계절 조정된 실질 GDP와 Call Money/Interbank Rate를 사용하였다. 그리고 물가상승률을 산출함에 있어 FRED의 기준연도가 2015년인 소비자물가지수와 식료품 및 에너지 제외 소비자물가지수를 사용하였다.

싱가포르의 데이터 중 단기 명목이자율은 싱가포르 통화청(Monetary Authority of Singapore)에서 공개한 Singapore Overnight Rate Average(이하 'SORA')와 Interbank Overnight Rate을 사용하였다. 싱가포르 통화청은 2014년 1월부터 금리 지표에 대한 시장 수요를 고려하여 Interbank Overnight Rate의 작성 및 공표를 중단하였다. SORA는 2005년 7월부터 공표가 시작되었는데, 해당 시점부터 2013년 12월까지 그 움직임이 Interbank Overnight Rate과 거의 동일하다. 따라서 2013년 12월까지는 Interbank Overnight Rate을, 2014년 1월부터는 SORA를 단기 명목이자율 자료로 사용하였다.

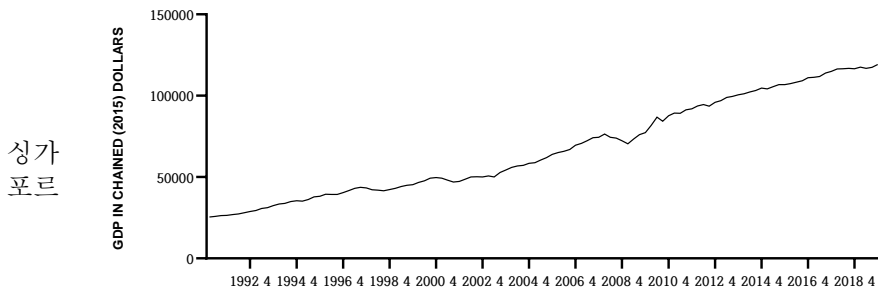
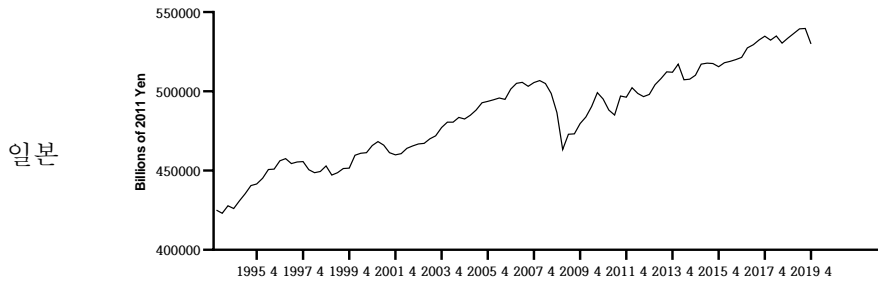
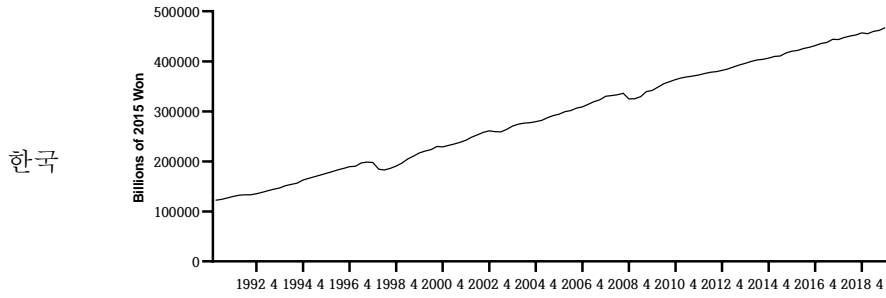
---

과 일관성이 있을 것으로 보인다.

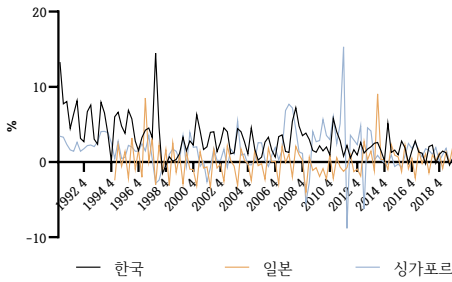
<sup>6</sup> 2019년 6월 한국은행에 작성하는 국민계정의 기준연도가 2010년에서 2015년으로 변경되었다. 김예하(2020)의 연구에서 저자가 사용한 한국의 실질 GDP는 그 기준연도가 2010년이였다.

Fig.1. 추정에 사용한 데이터

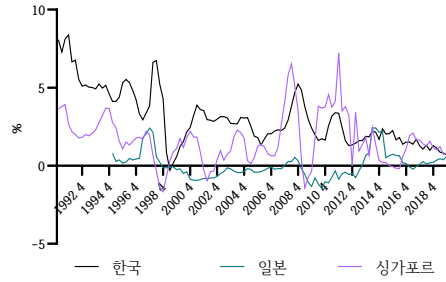
실질 GDP



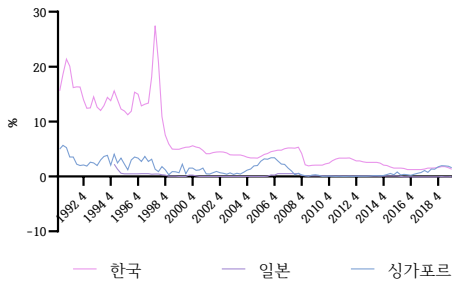
인플레이션율



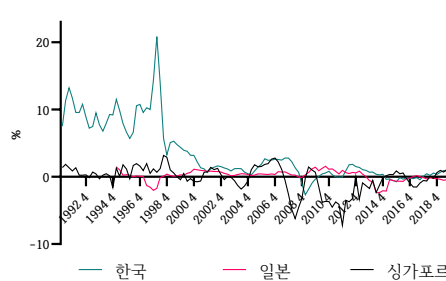
기대인플레이션율



단기 명목이자율



사전적 실질이자율



출처: 한국은행 경제통계시스템 (ECOS), FRED, 싱가포르 통화청의 자료를 바탕으로 저자가 작성한 것이다.

주: 연도 뒤에 “4” 라는 숫자는 해당연도 4/4분기를 의미한다.

## 2. R Packages

본 연구에서는 Holston, Laubach, and Williams(2017a)에 소개된 패키지들을 주로 사용하였고, 필요에 따라 추가적인 패키지를 찾아 사용하였다.<sup>7</sup> 구체적으로 시계열 데이터를 가공하는 과정에서 tis

<sup>7</sup> Holston, Laubach, and Williams(2017a)에서는 Jupyter notebook을 사용하여 분석하여도 동일한 결과를 얻을 수 있다고 하였지만, 뉴욕 연방준비은행 홈페이지에 분석에 필요한 R code를 다 제공하고 있고, 그 외에 필요한 R 패키지도 그 자리에서 쉽게 설치



패키지를 사용하였고, mFilter 패키지의 hpfilter 함수를 사용하여 Hodrick and Prescott(1997)의 필터로 시계열의 추세성분을 추출하였다. 그리고 최적화 과정에서 nloptr 패키지를 사용하였고, 시계열 데이터를 계절 조정하는 데 seasonal 패키지를 사용하였다.

### 3. Data preparation

본 연구에서는 각 국가별로 분기별 실질 GDP, 단기 명목 이자율, 물가지수 자료를 바탕으로 로그 실질 GDP, 인플레이션을, 단기 명목 이자율, 실질 이자율 시계열을 잠재성장률을 추정하는 데 사용하였다. 구체적으로, 분기별 실질 GDP 시계열에 로그를 취하고, 소비자 물가지수 및 근원 물가지수를 사용하여 각각 인플레이션 지표를 만든다. 그리고 이 두 지표를 mergeSeries 함수로 병합하여 최종적인 인플레이션 지표로 사용한다.<sup>8</sup>

분기별 실질 이자율 지표를 만드는 과정에서는 기대 인플레이션 시계열이 필요하다. 기대 인플레이션 시계열은 네 분기 인플레이션의 평균을 계산하여 사용하고, 이를 명목 이자율 시계열에서 차감하여 실질

---

하여 사용할 수 있기 때문에 편의상 R을 선택하였다.

<sup>8</sup> 소비자 물가지수만이 아닌 근원 물가지수 또한 사용한 이유는 개념상 장기에 형성되는 잠재성장률 추정치에 단기적 변동에 영향을 받는 품목들이 미치는 영향을 줄이기 위한 것으로 보인다. 하지만 저자가 직접 여러 물가지수를 바탕으로 인플레이션 지표를 만들고 잠재성장률을 추정했을 때 최근과 같이 잠재성장률 변동이 크지 않은 시기에는 어떠한 물가지수를 사용하였는지가 잠재성장률 추정치에 큰 영향을 미치지 않았다. 따라서 계산상의 편의가 우선시되고 경제에 구조적 변화가 없는 시기에는 소비자 물가지수만을 사용하여도 무방할 것으로 보인다.

이자율 시계열로 사용한다. 이와 같은 과정을 거쳐 준비한 시계열 데이터로 잠재성장률을 추정하는 데 사용한 코드는 [부록3]에 서술되어 있다.

#### 4. 모형 설명

Fig.2. HLW(2017) 모형 개요



##### i. 이론적 배경

$$r^* = \frac{1}{\sigma} g_c + \theta \quad (1)$$

$$\pi_{H,t} = \beta E_t[\pi_{H,t+1}] + \kappa \tilde{y}_t \quad (2)$$

$$\tilde{y}_t = E_t[\widetilde{y}_{t+1}] - \frac{1}{\sigma} (i_t - E_t[\pi_{H,t+1}] - r_t^n) \quad (3)$$

추정의 이론적 토대가 되는 모형은 식(1)부터 식(3)이다. 이 중 식(1)은 잠재성장률과 자연이자율 간 이론적 관련성을 나타내며, Ramsey(1928), Cass(1965), and Koopmans(1965)가 개발한 최적

성장 모형의 해(solution)로부터 도출된다. 이 모형은 완전 경쟁 시장<sup>9</sup>, 내생적인 인구 증가 및 기술 진보, 완전 고용, 동질적인 재화를 가정한다. 소비의 기간 간 대체탄력성(elasticity of substitution)이 일정한 선호를 가진 대표적 가계(representative household)의 시점 간 효용극대화(intertemporal utility maximization) 결과, 안정상태(steady state)에서 다음과 같은 관계식이 도출된다.

$r^*$ 는 안정상태에서의 한 기간 실질이자율,  $\sigma$ 는 소비의 기간 간 대체탄력성,  $g_c$ 는 1인당 소비의 성장률,  $\theta$ 은 시간선호율을 의미한다. 본 연구의 상태 공간 모형을 구성하는 식(6)을 보면  $g_c$ 가 아닌 잠재성장률을 나타내는  $g$ 가 변수로 포함되어 있음을 발견할 수 있을 것이다. 이는 Holston, Laubach, and Williams(2017b)가 자의적으로 변수를 대체한 것이 아니고, 안정상태에서 재화시장 청산조건(goods market clearing condition)에 의해 재화의 1인당 소비량과 1인당 산출량이 일치하여 1인당 소비 성장률과 잠재성장률은 동일해진다는 결과가 반영된 것이다. 따라서 추정에 사용되는 식(6)에서  $g_c$ 를 잠재성장률  $g$ 로 대체할 수 있다.

한편, 한 경제 내에서 인플레이션을  $\pi$ 와 산출량 갭  $\tilde{y}$ 의 동학(dynamics)은 식(2)~(3)과 같이 Gali(2008)의 개방경제 모형에 따라 결정된다. 식(2)와 식(3)은 독점적 경쟁(monopolistic

---

<sup>9</sup> 완전경쟁시장 가정 하에 도출되는 식(1)이 독점적 경쟁 및 명목가격 경직성을 가정한 Gali(2008)의 모형과 양립할 수 있는지 의문을 제기할 수 있다. 하지만 식(1) 모든 시장이 완전 경쟁적인 장기 균형에서 성립하는 식이며 Gali(2008) 모형은 단기에 한 경제의 동태적 특징을 나타낸 것이다. 또한 식(1)에서 자연이자율과 잠재성장률 간 관계가 모든 시장이 완전 경쟁적인 장기에 달성된다는 점은 본 연구 서론에서 논의한 잠재성장률의 정의에도 부합한다.

competition), 경직적인 물가(sticky prices)<sup>10</sup> 등의 가정 하에 도출된 시장 균형 조건들이다. 식(2)는 물가상승률과 산출량 갭 간의 관계를 나타내는 필립스 곡선(Phillips curve)<sup>11</sup> 이며, 식(3)은 산출량 갭과 이자율 간의 관계를 나타내는 동태적(dynamic) IS곡선이다. 두 식에서  $\pi_{H,t}$  은 자국 생산물의 물가상승률,  $\hat{y}$  는 산출량 갭이며, 파라미터  $\kappa$  와  $\sigma$  에는 가계의 선호와 기술이 반영되어 있다. 식(3)에서 실질이자율  $i_t - E_t[\pi_{H,t+1}]$  과 자연이자율  $r_t^n$  간 차이가 산출량 갭  $\hat{y}_t$  의 변동을 일으키며, 국내와 해외의 향후 경제성장률에 대한 예상이 자연이자율  $r_t^n$  에 반영된다.<sup>12</sup>

## ii. 상태 공간 모형

실제 추정에는 앞에서 서술한 경제 이론을 기반으로 한 상태 공간 모형을 사용한다. 상태 공간 모형은 시계열 생성 구조를 전이 방정식과 관측 방정식들로 정의하는 시계열 모형을 의미한다. 본 연구에서는 자연이자율, 잠재성장률, 산출량 갭은 실제 관측할 수 없지만 이 동적

---

<sup>10</sup> Calvo(1983)의 방식을 따라 매 기 일정한 비율의 기업들이 가격을 다시 정한다. 특정 시기에 가격을 다시 정할 수 있게 된 기업은 향후 남은 기간 동안 가격을 변경하지 못할 경우 얻을 수 있는 기대 이윤의 합을 극대화하는 가격을 선택하게 된다.

<sup>11</sup> 새 케인즈주의의 가정 하에 도출되었기 때문에 Gali(2008)는 “New Keynesian Phillips Curve” 라고 하였다.

<sup>12</sup> Holston, Laubach, and Williams(2017b)은 식(3)에서 자연이자율 추정의 필요성을 모색하였다. 사전적 실질이자율에서 자연이자율을 차감한 실질이자율 갭인  $(i_t - E_t[\pi_{H,t+1}] - r_t^n)$ 이 매 기 0이 되면, 산출량 갭과 인플레이션율이 매 기 일정해지기 때문이다.

시스템(dynamic system)의 상태를 정의하는 상태변수(state variable)이며, 현실에서 관측할 수 있는 로그 실질 GDP, 실질 이자율, 인플레이션율이 관측 방정식에 포함된다.

HLW(2017) 모형에서는 최종 추정치를 얻기까지 세 단계에 걸쳐 추정이 이루어지며, 모든 단계에서 동적 선형 모형(dynamic linear model)을 가정하여 칼만 필터에 기반한 최우추정법을 사용한다. 이 중 첫 번째 단계에서의 모형이 그 이론적 배경인 식(1)~(3)의 의미를 함축하고 있다. 상태변수와 잡음(noise)로 구성된 관측 방정식은 식(4)~(6)이다.

$$\tilde{y}_t = a_{y,1}\tilde{y}_{t-1} + a_{y,2}\tilde{y}_{t-2} + \frac{a_r}{2}\sum_{j=1}^2(r_{t-j} - r_{t-j}^*) + \epsilon_{\tilde{y},t} \quad (4)$$

$$\pi_t = b_\pi\pi_{t-1} + (1 - b_\pi)\pi_{t-2,A} + b_y\tilde{y}_{t-1} + \epsilon_{\pi,t} \quad (5)$$

$$r_t^* = g_t + z_t \quad (6)$$

$$y_t^* = y_{t-1}^* + g_{t-1} + \epsilon_{y^*,t} \quad (7)$$

$$g_t = g_{t-1} + \epsilon_{g,t} \quad (8)$$

$$z_t = z_{t-1} + \epsilon_{z,t} \quad (9)$$

식(4)는 동태적 IS 곡선, 식(5)는 필립스 곡선이라고 할 수 있다. 두 식에서 산출량 갭  $\tilde{y}_t = 100 * (y_t - y_t^*)$ 로,  $y_t$ 는 실질 국내총생산에 로그를 취한 것이고  $y_t^*$ 는 자연산출량(natural rate of output)에 로그를

취한 것이다.  $r_t$ 는 단기 실질이자율,  $\pi_t$ 는 인플레이션으로 소비자물가 상승률(consumer price inflation)이며  $\pi_{t-2,4}$ 는 2기 전 인플레이션부터 4기 전 인플레이션들의 평균이다. 식(5)에서  $b_\pi\pi_{t-1} + (1 - b_\pi)\pi_{t-2,4}$ 는 기대 인플레이션(inflation expectation)의 대리변수(proxy)로, 적응적 기대(adaptive expectation)의 기대 형성(expectation formation) 방식을 따른 것이다.

식(4)는 Rudebusch and Svensson(1999)의 IS곡선을 나타내는 식이다. 산출량 갭  $\hat{y}_t$ 이  $\hat{y}_t$ 의 시차변수들과 실질 이자율 갭  $r_{t-j} - r_{t-j}^*$ 의 시차변수들의 이동평균에 의해 결정된다고 본다. 이론적으로 생산물 시장에서 산출량 갭과 실질이자율 간 음(-)의 관계가 존재하기, 추정 결과  $a_r < 0$  이 될 것으로 예상할 수 있다.<sup>13</sup> 실질 이자율과 산출량 갭 간 관계에 가해질 수 있는 지속적인 충격(persistent shock)은 자연이자율  $r_t^*$ <sup>14</sup>에 반영되어 있고, 매 기 산출량 갭과 인플레이션에 가해질 수 있는 일시적인 충격(transitory shock)은 확률적인 부분  $\epsilon_{\hat{y},t}$ 와  $\epsilon_{\pi,t}$ 에 반영되어 있으며, 각각 표준편차가  $\sigma_{\hat{y}}$ ,  $\sigma_\pi$ 인 정규분포를 따른다(Laubach and Williams, 2003).

식(6)은 자연이자율에 관한 운동방정식이다.  $g_t$ 의 계수가 1인 것은 식(1)에서 소비의 기간 간 대체탄력성  $\sigma$ 을 1이라고 가정한 것이고  $z_t$ 는 잠재성장률  $g_t$  외에 자연이자율  $r_t^*$ 에 영향을 미치는 요소를 포함하고 있다. 식(1)을 고려하면  $z_t$ 에는 시간선택효율 등이 포함된다고 볼 수 있다.

<sup>13</sup> 한편 본 연구의 추정 과정에서  $a_r \leq -0.0025$ 의 제약을 부여하였기 때문에 예상한 부호와 비교할 필요 없이 음(-)의  $a_r$  추정치를 얻게 된다.

<sup>14</sup> 본 연구의 이론적 토대가 되는 경제 모형과 실제 추정한 식을 서술하면서  $r^*$ 와  $r_n$ 을 언급하였다. 이 이후부터  $r^*$ 을 산출량 갭이 0이 될 때의 실질이자율인 자연이자율로 한다.

식(7)~(9)는 모형을 구성하는 전이방정식이다. 자연산출량에 로그를 취한  $y_t^*$ 은 표류항(drift)를 갖는 임의보행 과정(random walk process)을 따르고, 잠재산출량과  $g_t$ 와  $z_t$  또한 임의보행 과정을 따른다고 가정한다. 그리고 충격(innovation)  $\epsilon_{y^*,t}$ ,  $\epsilon_{g,t}$ ,  $\epsilon_{z,t}$ 은 동일 시점에서 상관되지 않으며(contemporaneously uncorrelated), 각각 표준편차가  $\sigma_{y^*}$ ,  $\sigma_g$ ,  $\sigma_z$ 인 정규 분포(normal distribution)를 따른다고 가정한다. 따라서  $\epsilon_{y^*,t}$ ,  $\epsilon_{g,t}$ ,  $\epsilon_{z,t}$ 은  $y_t^*$ ,  $g_t$ ,  $z_t$ 에 항구적인(permanent) 영향을 미치게 된다.

Table 1. 상태 공간 모형 요약

관측 방정식	전이 방정식
$\tilde{y}_t = a_{y,1}\tilde{y}_{t-1} + a_{y,2}\tilde{y}_{t-2} + \frac{a_r}{2}\sum_{j=1}^2(r_{t-j} - r_{t-j}^*) + \epsilon_{\tilde{y},t}$	$y_t^* = y_{t-1}^* + g_{t-1} + \epsilon_{y^*,t}$
$\pi_t = b_\pi\pi_{t-1} + (1 - b_\pi)\pi_{t-2,4} + b_y\tilde{y}_{t-1} + \epsilon_{\pi,t}$	$g_t = g_{t-1} + \epsilon_{g,t}$
$r_t^* = g_t + z_t$	$z_t = z_{t-1} + \epsilon_{z,t}$

### iii. LW(2003) 모형과의 차이<sup>1 5</sup>

<sup>1 5</sup> 독자에 따라 본 연구에서 사용한 HLW(2017) 모형과 14년 전에 제시된 LW(2003)의 모형 간 비교가 왜 필요한지 의문을 제기할 수 있다. 하지만 국내에서 한국은행과 KDI가 LW(2003) 모형을 사용하여 잠재성장률 추정치를 계산하고 있는 반면, LW(2003) 모형을 개발한 저자들은 이를 수정하여 2017년에 HLW(2017) 모형을 제시하였고, 미국 연방준비위원회에서 이를 바탕으로 국가별 잠재성장률 추정치를 계산하고 있다. 따라서 국내의 주요 기관에서도 HLW(2017) 모형을 사용하여 잠재성장률 추정치를 계산하고 공표해도 되는지 결정하는 데 LW(2003) 모형과의 차이점이 고려될 필요성이 있다고 생각한다.

한편, HLW(2017) 모형은 통계적 기법에 집중했던 LW(2003) 모형과 달리 Gali(2008)의 개방거시경제 모형을 추정에 사용되는 상태공간 모형에 직접적으로 반영하고자 하였다. LW(2003) 모형에서는 인플레이션과 산출량 갭 간의 관계를 나타내는 식에 수입물가상승률과 수입원유물가상승률 각각 근원 PCE 물가상승률(core PCE inflation)에서 벗어난 정도를 반영해서 그 충격을 반영한다. 반면, HLW(2017) 모형에서는 Gali(2008) 모형의 필립스 곡선(식(2))을 고려하여 수입물가상승률과 근원 PCE 물가상승률을 사용하지 않았다. 또한, LW(2003) 모형에서는 HLW(2017) 모형과 달리 산출량 갭 추정의 정확성을 개선하기 위해 산출량 시간 추세를 제거한 비농업부문 고용시간과 산출량 갭 간의 관계식을 사용한다.

Gali(2008)의 모형을 반영시킨 것 외에, HLW(2017) 모형은 몇 가지 가정에 변화가 있었다. LW(2003) 모형에서는 단변량(univariate) AR(3) 모형을 예측모형으로 사용하여 4분기 후 인플레이션 예측치를 구하는 반면, HLW(2017) 모형에서는 실질 이자율을 계산할 때 네 분기 인플레이션의 평균을 구하여 이를 기대 인플레이션의 대리변수로 사용한다. 그리고 LW(2003) 모형에서는 잠재성장률 외에 자연이자율에 영향을 미치는 요소인  $z_t$ 가 정상적인(stationary) AR(2) 과정을 따른다고 가정하였지만, HLW(2017) 모형에서는  $z_t$ 가 임의보행 과정을 따른다고 가정한다.

## 5. 추정



## i. 단계별 형태

Holston, Laubach, and Williams(2017a)에 따르면, 모든 단계는 다음과 같은 동일한 형태를 가진다. 이에 관한 구체적인 설명은 [부록1]에 서술되어 있다.

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{A}' \cdot \mathbf{x}_t + \mathbf{H}' \cdot \boldsymbol{\xi}_t + \mathbf{v}_t \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\xi}_t = \mathbf{F} \cdot \boldsymbol{\xi}_{t-1} + \mathbf{e}_t \quad (11)$$

식(10)에서  $\mathbf{y}_t$  는 동일 시점에서의 내생 변수들로 구성된 벡터이며,  $\mathbf{x}_t$  는 외생변수와 외생변수의 시차변수들로 구성된 벡터이다.  $\mathbf{y}_t$  와  $\mathbf{x}_t$  는 해당 시점에서 관측할 수 있는 변수들로 구성되지만 상태 벡터인  $\boldsymbol{\xi}_t$  은 관측할 수 없는 상태변수들로 구성된다. 칼만 필터를 실증연구에 사용할 때, 추정 대상인 변수들이 상태변수로 지정된다. 예를 들어 본 연구에서 사용한 HLW(2017) 모형의 첫 번째 단계에서는  $\mathbf{y}_t^*$ ,  $\mathbf{g}_t$ , 그리고  $\mathbf{z}_t$  가 해당 벡터를 구성한다. 그리고 식(11)에서  $\mathbf{F}$  는 시점  $t$  에서의 상태와 시점  $t+1$  에서의 상태 간 전이 행렬(transition matrix)로, 시간이 흘러도 그 성분(entry)이 변하지 않고 안정적(stationary)인 것으로 가정한다. 한편,  $\mathbf{v}_t$  와  $\mathbf{e}_t$  는 확률적 교란항(stochastic disturbance)들로 구성된 벡터로,  $\mathbf{v}_t$  는 측정 잡음(measurement noise),  $\mathbf{e}_t$  는 상태 잡음(state noise)이라고 불리기도 한다. 두 교란항 벡터는 평균이 0, 공분산 행렬(covariance matrix)이 각각  $\mathbb{R}$  과  $\mathbb{Q}$  인 정규 분포를 따르며, 상호 독립이라고

가정한다. 공분산 행렬  $\mathbb{R}$ 은 대각 행렬(diagonal matrix)이며  $\mathbb{R}$ 과  $\mathbb{Q}$  모두 그 성분이 시간의 흐름에 따라 변하지 않는 안정적인 행렬이라고 가정한다.

## ii. 칼만 필터

본 연구의 상태 공간 모형은 선형이며  $\epsilon_{y^*,t}$ ,  $\epsilon_{g,t}$ ,  $\epsilon_{z,t}$ 인 정규분포를 따른다. 따라서 세 단계에 걸쳐 칼만 필터(Kalman Filter)에 기반한 최우추정법(maximum likelihood method)을 적용한다. 칼만 필터는 관측 데이터에 포함되는 잡음을 제거하고 측정할 수 없는 상태 변수를 추정할 수 있게 하는 알고리즘 중 하나이다. Kalman(1960)은 상태변수와 상태변수와 잡음 등의 정규성과 상태 방정식의 선형성이라는 가정 하에 칼만 필터가 추정오차의 제곱합을 최소화하는 최적의 필터임을 이론적으로 제시하였다.<sup>16</sup>

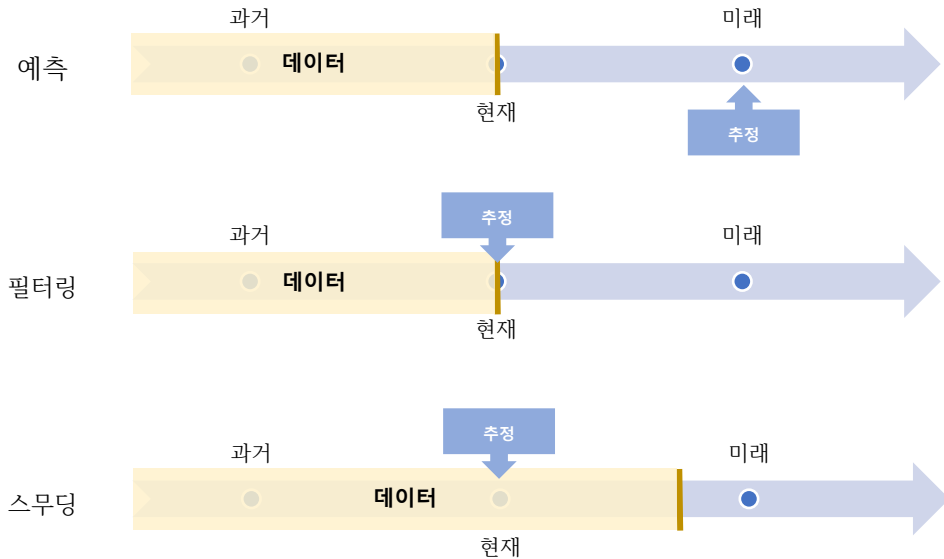
칼만 필터는 과거부터 현재까지의 관측 데이터를 바탕으로 현재의 상태변수를 추정하는 estimator이다. estimator에는 어떤 시점의 상태변수를 추정하느냐에 따라 예측(prediction), 필터링(filtering), 스무딩(smoothing)으로 구분되며 이를 그림으로 나타내면 다음 Fig.3과 같다. 예측은 현재까지 수집된 데이터를 바탕으로 미래의 상태변수를

---

<sup>16</sup> 칼만필터는 공학자들에 의해 자주 사용되었고 선형 시스템에만 적용될 수 있는 필터였으나, Stanley F. Schmidt가 이를 비선형 시스템에도 적용할 수 있는 방법을 고안하여 공학의 전 분야와 사회과학 분야까지 다방면에서 사용되고 있다.

추정하는 것이고 스무딩은 추정 대상 시점까지의 데이터뿐만이 아니라 그 이후 시점의 데이터도 상태변수 추정에 사용한다.

Fig.3. 예측, 필터링, 스무딩



각 단계별로 이루어지는 추정의 구체적인 과정은 [부록2]에 수록되어 있으며, 이를 블록도(block diagram)로 나타내면 Fig.4과 같다.  $t-1$  시점에서의 정보  $I_{t-1}$ 이 주어지면 이를 바탕으로  $\xi_t$ 에 대한 예측  $\xi_{t|t-1} = E[\xi_t|I_{t-1}]$ 과  $y_t$ 에 대한 예측  $\widehat{y}_{t|t-1} = E[y_t|I_{t-1}]$ 를 얻는다.<sup>17</sup> 이후  $y_t$ 가 관측되면,  $y_t$ 의 예측오차  $y_t - \widehat{y}_{t|t-1}$ 을 얻는다.

<sup>17</sup> 각 단계별로 초기 상태의 자연산출량, 잠재성장률,  $z$ 의 값이 필요하다. 본 연구에서는 Holston, Laubach, and Williams (2017b)의 방식을 따라 평활화 계수  $\lambda = 36000$ 로 설정하여 HP 필터로 추출한 추세를 사용하였다. 구체적으로 분기별 데이터를 바탕으로 분기별 값들을 얻기 때문에 자연산출량의 경우 HP 필터로 추출한 추세를 추정 기간 중 첫 시점의 4분기 전 값으로 사용하였고, 잠재성장률의 시차값은 HP 필터로 추출한 추세

$y_t$ 의 예측오차에는  $t$ 시점의 새로운 정보가 포함되어 있으므로, 이를 바탕으로 기존의  $\xi_t$ 에 대한 예측  $\xi_{t|t-1}$ 와 그 평균제곱오차(mean squared error)  $E[(\xi_t - \xi_{t|t-1})(\xi_t - \xi_{t|t-1})']$ 를 수정한다. 이렇게 업데이트된 두 값은 그 다음 시점에서의 예측에 사용된다.<sup>18</sup> 이와 같은 방식을 반복하여 모든  $\xi$  추정치를 얻게 된다.<sup>19</sup> 한편,  $y_t$ 에 대한 예측과 그 평균제곱오차는 모형의 모수 추정을 위한 가능도 함수(likelihood function)를 구성한다.

칼만 필터는 다음과 같은 몇 가지 특징을 지닌다. 우선, 칼만 필터는 미래 상태의 조건부 확률 분포가 현재 상태에 의해서만 결정되는 마르코프 연쇄(Markov chain)를 가정하고 있기 때문에, 각 시점에서  $\xi_t$ 에 대한 예측은 직전 시점 상태에 관한 정보  $I_{t-1}$ 에 의해서만 결정되고  $I_0, \dots, I_{t-2}$ 과는 독립적으로 결정된다. 즉, 특정 시점의  $\xi$ 에 대한 예측을 얻기 위해서는 그 직전 시점의 정보만 필요한 것이다.<sup>20</sup>

또한 칼만 필터는  $t$ 시점의 상태(state)를 추정하는 데  $t$ 시점에서 얻을 수 있는 정보에만 기반하는 단측 필터(one-sided filter)이다.<sup>21</sup>

---

들의 1차 차분한 값을 사용하였다. 그리고  $z$ 의 초기 값은 0으로 가정하였다.

<sup>18</sup> 이를 “time update” 라고 한다.

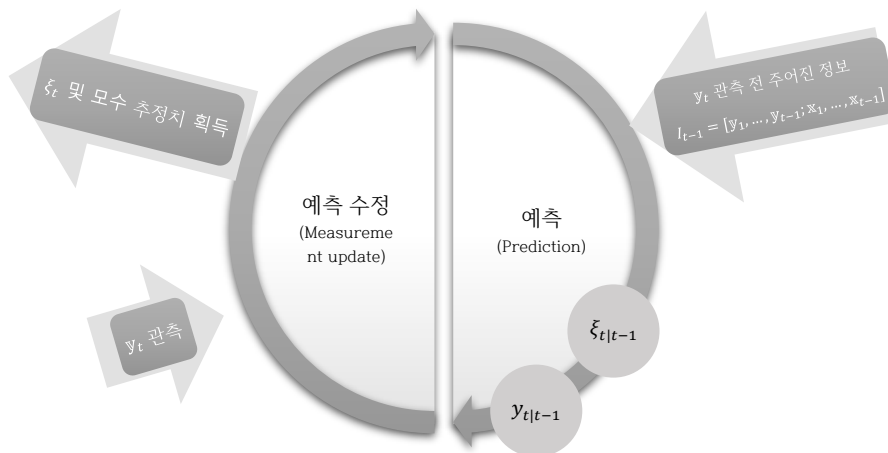
<sup>19</sup> 교란항 벡터가 다변량 정규 분포를 따른다고 가정하였고, 다변량 정규분포는 평균과 공분산 행렬에 의해 그 확률밀도함수가 규정되므로, 이 두 값만 시간 갱신(time update)하면 모든  $\xi$  추정치를 얻을 수 있게 된다.

<sup>20</sup> 본고에서도 칼만 필터의 이러한 특징을 고려하여 추정 대상 기간의 4분기 전 자료부터 입력하여 계산하였다. 1분기가 아닌 4분기 전 자료부터 입력한 이유는 전년 동기 대비 자연산출량 증가율을 계산하여 잠재성장률을 구하기 위해서이다.

<sup>21</sup> 한편, 경제학에서 시간에 따라 변하는 모형(time-varying model)을 추정하는 데 칼만 스무더(Kalman smoother)를 사용하기도 한다. 이는 추정 시점에서의 자료뿐만이 아

본고에서도 잠재성장률, 자연산출량 등 자연 상태에서 형성되는 값들을 추정하는 데 각 시점에서 얻을 수 있는 관측치 및 예측치를 사용한다. 현실 경제에서 경제주체들이 그 시점에서 얻을 수 있는 정보에 의존하여 경제활동을 영위해 나가고 그 결과 여러 경제현상이 발생한다는 점을 고려하면, 칼만 필터는 실증 연구에 사용하기에 상당히 “인간적인” 방법이라고 할 수 있다.

Fig.4. 칼만 필터 블록도(block diagram)



$t = 1, \dots, T$ 라고 할 때, 위 과정을  $t = 1$ 부터  $t = T$ 까지 반복

한편, 여러 실증 연구에서 실질 GDP 성장률, 노동생산성 성장률, 실질 이자율이 일시적인 충격에도 상당히 지속적인 영향을 받기 때문에,  $\sigma_g$ 와  $\sigma_z$ 의 최우추정치가 0에 가깝게 편향되는(biased) 문제를 지적하고

년 이후의 자료도 사용하는 양측 필터(two-sided filter)이다.

있다. 이를 Stock(1994)은 "Pile-up problem" 이라 불렀다. 본 연구에서는 이를 예방하기 위해  $\lambda_g = \frac{\sigma_g}{\sigma_{y^*}}$ 와  $\lambda_z = \frac{a_r \sigma_z}{\sigma_{\bar{y}}}$  추정 시 Stock and Watson(1998)의 중위 불편 추정량(median unbiased estimator)을 사용하였다. 이 중  $\lambda_g$  추정 시 경제의 구조적 변화(structural break)를 고려하기 위해 Holston, Laubach, and Williams(2017b)의 방법을 따라 Andrews and Ploberger(1994)의 Wald 통계량을 사용하였다.  $\lambda_g$ 와  $\lambda_z$ 는 HLW(2017) 모형에서 첫 번째 단계에서 추정된 후, 그 이후 단계에서 다른 모수들을 추정하는 데 사용된다.

## 6. 분석 결과

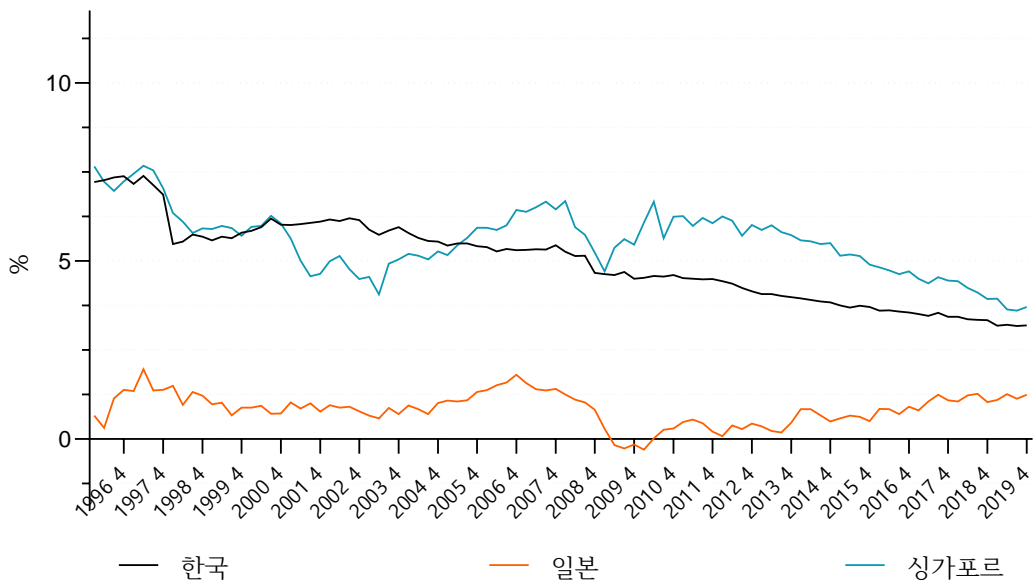
Fig.5와 Table.2는 HLW(2017) 모형을 통해 한국, 일본, 싱가포르의 잠재성장률을 추정한 결과이다. 그리고 Fig.6는 Federal Reserve Bank of New York에서 HLW(2017) 모형을 바탕으로 추정하고 있는 미국, 캐나다, 영국, 유로 지역의 잠재성장률 추이이다. 이 두 그림을 통해 확인할 수 있는 점은 잠재성장률의 하락이 세계적인 현상이라는 점이다. 대부분의 국가에서 표본기간 동안 잠재성장률이 하락하는 양상을 나타내며<sup>22</sup>, 2008년 글로벌 금융위기를 겪으며 그

---

<sup>22</sup> 일본의 잠재성장률 추정치의 경우 1996년 1/4분기부터 2019년 4/4분기까지 점진적으로 하락했다고 볼 수는 없다. 하지만 과거 일본이 다른 국가들에 비해 비교적 빠른 시기에 잠재성장률이 하락했으며, 그 이후 낮은 수준으로 장기간 유지되어 온 것으로 추측된다. 본 연구에서는 데이터의 부족으로 1996년 이전 시점의 일본의 잠재성장률을 추정하지는 못하였는데, 만약 추정에 필요한 데이터가 확보된다면 일본도 다른 국가들과 마찬가지로 잠재성장률이 하락하는 현상을 겪었던 것으로 도출될 것이라 생각한다.

하락폭이 컸었던 것을 확인할 수 있다. 그 중 한국의 잠재성장률은 최근 25년 동안 상당히 빠른 속도로 감소해 온 것을 확인할 수 있다. 90년대 후반부터 최근까지 서구권에서는 잠재성장률이 1~4%의 범위 내에서 변동해 온 반면, 같은 기간 동안 한국의 잠재성장률은 3%p 이상 하락했다.

Fig.5. 동아시아 국가별 잠재성장률 추정치

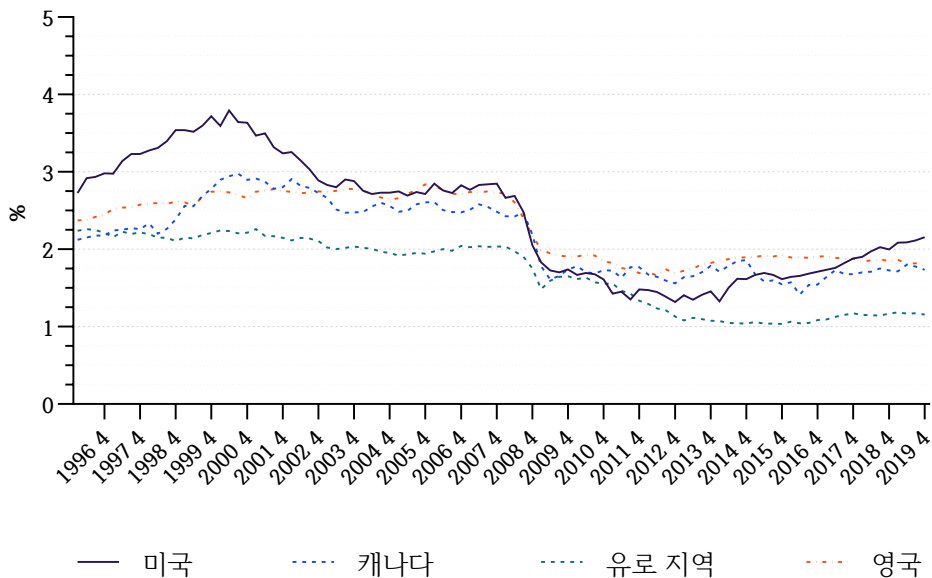


출처: 한국은행, 일본은행, OECD, FRED의 자료를 바탕으로 저자가 작성한 것이다.  
 주: 연도 뒤 "4"이라는 숫자는 해당 연도 4/4분기를 의미한다.

동아시아의 국가들을 구체적으로 살펴보면, 한국의 잠재성장률은 2019년 4분기까지 3% 이상을 유지하였다. 일본은 2008년 글로벌 금융위기의 영향을 받아 2009년 마이너스의 잠재성장률을 기록한 이후, 점진적으로 증가하여서 2018년 이후 1%를 넘는 잠재성장률을 기록하고 있다. 그리고 싱가포르의 잠재성장률은 1997년 아시아

외환위기, 2001년 IT 버블 붕괴, 2008년 글로벌 금융위기를 겪으면서 큰 폭으로 하락했음을 확인할 수 있다. 한편, 싱가포르는 2005년 이후로 세 국가 중에서 가장 높은 잠재성장률을 유지하고 있다. 이는 반도체, 정밀 기계 등의 고부가가치 제조업 수출과 금융, 보험업 등 서비스업에 대한 활발한 FDI 유치와 같은 정책적 노력의 결과로 보인다. (김미림, 2018)

Fig.6. 서구권 국가별 잠재성장률 추정치



출처: Federal Reserve Bank of New York

주1: HLW (2017) 모형을 바탕으로 추정되었다.

주2: 연도 뒤 “4” 라는 숫자는 해당 연도 4/4분기를 의미한다.

그런데 2008년 글로벌 금융위기를 중심으로 시계열을 살펴보면 세 국가 중에서 싱가포르가 가장 큰 영향을 받았는데, 잠재성장률 하락폭이 2008년 1/4분기부터 2009년 1/4분기까지 약 1.9%p 하락한 반면,



일본은 같은 기간동안 약 1%p, 한국은 약 0.9%p 하락하였다. 2%p에 가까운 싱가포르의 잠재성장률 하락폭은 동일 기간 Fig.6에서 서구권 국가들의 잠재성장률이 1%p 내외로 하락한 것을 고려하면 상당히 크다고 할 수 있다. 반면 1990년대 후반 아시아 외환위기에서는 한국의 잠재성장률 하락폭이 가장 컸었는데, 2008년 글로벌 금융위기에는 그 하락폭이 가장 작았던 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 아시아 외환위기 이후로 한국의 장기적인 균형이 큰 규모의 경제위기에도 일본이나 싱가포르에 비해 비교적 작은 영향을 받게 된 것으로 보인다. 하지만 이는 과거에 측정된 시계열로부터 얻은 결과이므로 향후에도 한국이 대규모 경제위기에도 주변국에 비해 비교적 작은 영향을 받을지는 단정할 수 없다고 생각된다.

Fig.7은 본 연구에서 추정된 잠재성장률과 실질 GDP 성장률을 각 국가별로 나타낸 것이다. 잠재성장률과 실질 GDP 성장률 시계열을 한 그래프에 나타내면 잠재성장률을 기준으로 각 시점에서 경기가 과열된 상태인지 침체된 상태인지 확인할 수 있고, 실질 GDP 성장률의 변동을 바탕으로 경기 변동의 지속성(persistence), 동조성(co-movement) 등을 분석할 수 있다.<sup>23</sup>

잠재성장률과 실질 GDP 성장률의 시계열의 변동을 서로 비교해보면, 2008년 글로벌 금융위기와 1990년대 후반 아시아 외환위기에 그 격차가 크게 벌어졌었던 것을 확인할 수 있다. 대규모 경제위기의 발생으로 경제의 단기적인 성장률이 그 장기적인 균형 성장률보다 큰 폭으로 낮아지고, 이로부터 회복하는 과정에서 다시

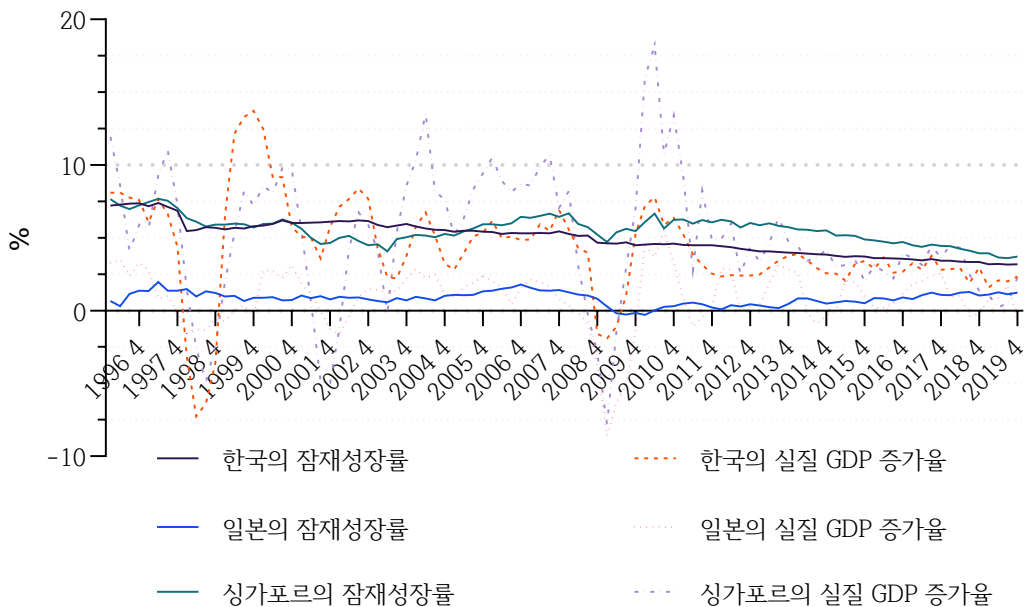
---

<sup>23</sup> 전통적으로 경기변동이론에서 중요하게 여겨지는 개념에는 지속성, 변동성, 동조성이 있다. (김소영, 2015)

단기적인 성장률이 장기 균형 성장률에 비해 높게 나타났다. 이 외의 기간에서는 실질 GDP 성장률이 잠재성장률 시계열을 중심으로 상승과 하락을 반복하였는데, 최근 한국과 싱가포르의 경우 실질 GDP 성장률이 잠재성장률보다 낮게 형성되는 기간이 장기화되고 있는 것으로 보인다.

경기변동의 지속성과 동조성 측면에서는, 2008년 글로벌 금융위기와 1990년대 후반 아시아 외환위기에 세 국가 모두 실질 GDP 성장률이 큰 폭으로 하락하였기에 대규모 경제 위기와 같은 사건에 경기변동의 동조성이 나타남을 확인할 수 있다. 그리고 이러한 큰 변동 이후에는 실질 GDP 성장률과 잠재성장률 간의 격차가 한동안 유지되는 경기변동의 지속성을 확인할 수 있다.

Fig.7. 국가별 잠재성장률 및 실질 GDP 증가율 추이

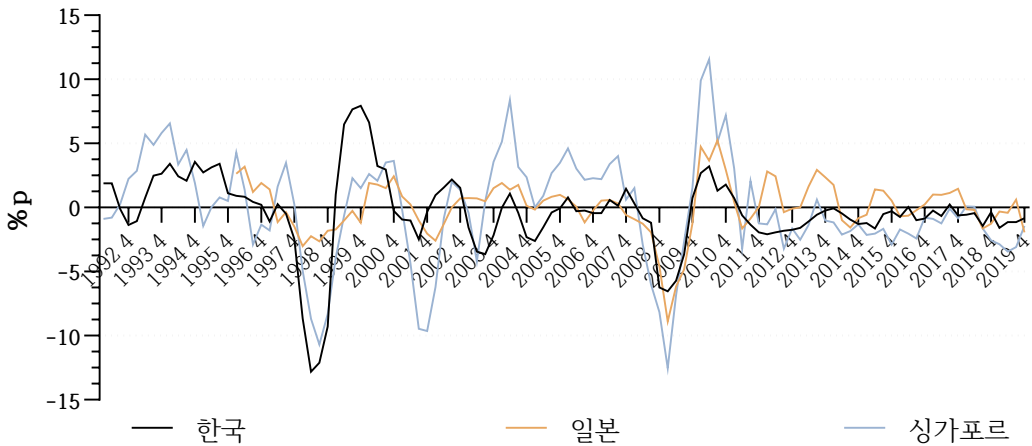


출처: 한국은행, 일본은행, OECD, FRED의 자료를 바탕으로 저자가 작성.

주1: 연도 뒤 "4"라는 숫자는 해당 연도 4/4분기를 의미한다.

주2: 모두 전년 동기 대비 증가율 또는 성장률을 의미한다.

Fig.8. 국가별 실질 GDP 증가율 갭



출처: 한국은행, 일본은행, OECD, FRED의 자료를 바탕으로 저자가 작성한 것이다.

주1: 연도 뒤에 "4"라는 숫자는 해당 연도의 4/4분기를 의미한다.

주2: 실질 GDP 증가율 갭 = 실질 GDP 증가율 - 잠재성장률

Fig.8은 각 국가의 실질 GDP 성장률에서 잠재성장률 추정치를 차감한 실질 GDP갭을 나타낸 것이다. 실질 GDP 갭이 양(+)의 값을 가지면 경기가 장기 균형 상태에 비해 과열되어 있음을 의미하고, 음(-)의 값을 가지면 침체되어 있음을 의미한다. 흥미로운 점은 세 국가 모두 동일한 경제위기들을 겪었음에도 불구하고 경제위기별 실질 GDP 갭의 변동폭 크기가 국가별로 상이했다는 점이다. 한국과 일본의 실질 GDP갭은 아시아 외환위기와 글로벌 금융위기에 큰 폭으로 변동한 후 비교적 빠르게 감소한 반면, 싱가포르의 실질 GDP 갭은 아시아 외환위기 이후 2001년 IT 버블 붕괴 등 장기간 큰 폭으로 변동했음을 확인할 수 있다. 그리고 한국의 경우, 다른 두 국가와 달리 아시아 외환위기보다 글로벌 금융위기에 실질 GDP 갭의 변동폭이 더 작았는데, 그 원인이 아시아 외환위기 이후 향후 다가올 수 있는 금융위기에 대한 대비를 잘 한 것인지, 당시 글로벌 금융위기 특징 상 한국이 영향을 덜

받을 수밖에 없었던 것인지는 추가적인 연구가 필요할 것으로 보인다.

그런데 2011년 이후로 한국은 2016년 2/4분기, 2017년 3/4분기 외에 양(+)의 실질 GDP 성장률 갭을 가졌던 적이 없는 것으로 나타났다. 이는 두 시점 외에 실질 GDP 증가율이 균형 증가율에 비해 낮은 현상이 9년 가까이 지속되어 왔음을 의미한다. 이는 싱가포르의 실질 GDP 증가율 갭을 통해서도 비슷한 현상을 발견할 수 있다. 싱가포르의 경우 2012년 이후로 2013년 3/4분기, 2018년 1/4분기와 2/4분기 외에 8년 가까이 음(-)의 실질 GDP 성장률 갭을 달성해왔다. 반면, 일본은 2011년 이후로 양(+)의 실질 GDP 성장률 갭과 음(-)의 실질 GDP 성장률 갭을 반복적으로 달성해왔으며, 그 절대적 크기는 점점 감소해왔다.

Table 2. 모수 추정 결과

	한국	일본	싱가포르
표본기간	1992Q1-2019Q4	1996Q1-2019Q4	1992Q1-2019Q4
Parameters	Estimates (one-sided)	Estimates (one-sided)	Estimates (one-sided)
$a_{y,1}$	1.314 (6.319)	-0.101 (0.739)	1.438 (7.195)
$a_{y,2}$	-0.634 (3.621)	-0.163 (1.160)	-0.576 (2.620)
$a_r$	-0.034 (0.945)	-0.0003 (0.009)	-0.003 (0.037)
$b_\pi$	0.312 (2.645)	-0.129 (1.491)	0.276 (3.119)
$b_y$	0.709	0.054	0.025

	(2.026)	(0.842)	(0.117)
$\sigma_{\bar{y}}$	0.655	2.959	0.865
$\sigma_{\pi}$	1.885	1.834	3.012
$\sigma_{y^*}$	0.824	0.576	1.317
$a_{y,1} + a_{y,2}$	0.680	-0.265	0.862

Signal-to-noise

Ratios

$\lambda_g = \frac{\sigma_g}{\sigma_{y^*}}$	0.042	0.080	0.058
$\lambda_z = \frac{a_r \sigma_z}{\sigma_{\bar{y}}}$	0.006	0.093	0.066

S.E. (sample ave.)

$y^*$	0.944	2.066	3.550
$g$	0.560	0.534	1.002

S.E. (final obs.)

$y^*$	0.370	0.053	0.437
$g$	1.164	0.450	0.970

출처: 한국은행, 일본은행, OECD, FRED의 자료를 바탕으로 저자가 작성한 것이다.

주1: 괄호 안의 수치는 t-값이다. 모두 소수점 넷째 자리에서 반올림하였다.

주2: S.E. (sample ave.)는 분기별 추정치 각각의 표준오차(Fig.9)들의 평균을 의미하고, S.E. (final obs.)는 각각 분기별 추정치 전체의 표준오차를 의미한다. 예를 들어, Fig.5의 한국의 잠재성장률 추정치 전체의 표준오차가 1.164이다.

한국:

$$\widehat{y}_t^{KOR} = 1.314 \widehat{y}_{t-1}^{KOR} - 0.634 \widehat{y}_{t-2}^{KOR} - 0.034 \sum_{j=1}^2 \frac{r_{t-j}^{KOR} - r_{t-j}^{KOR*}}{2} \quad (12)$$

$$\pi_t^{KOR} = 0.312 \pi_{t-1}^{KOR} + 0.688 \pi_{t-2,4}^{KOR} + 0.709 \widehat{y}_{t-1}^{KOR} \quad (13)$$

일본:

$$\widehat{y}_t^{JAP} = -0.101 \widehat{y}_{t-1}^{JAP} - 0.163 \widehat{y}_{t-2}^{JAP} - 0.0003 \sum_{j=1}^2 \frac{r_{t-j}^{JAP} - r_{t-j}^{JAP*}}{2} \quad (14)$$

$$\pi_t^{JAP} = -0.129 \pi_{t-1}^{JAP} + 1.129 \pi_{t-2,4}^{JAP} + 0.054 \widehat{y}_{t-1}^{JAP} \quad (15)$$

싱가포르:

$$\widehat{y}_t^{SGP} = 1.438 \widehat{y}_{t-1}^{SGP} - 0.576 \widehat{y}_{t-2}^{SGP} - 0.003 \sum_{j=1}^2 \frac{r_{t-j}^{SGP} - r_{t-j}^{SGP*}}{2} \quad (16)$$

$$\pi_t^{SGP} = 0.276 \pi_{t-1}^{SGP} + 0.733 \pi_{t-2,4}^{SGP} + 0.025 \widehat{y}_{t-1}^{SGP} \quad (17)$$

Table 2는 모수 추정 결과를 정리한 것이고, Fig.9은 국가별로  $y^*$ 와  $g$  추정치의 표준오차를 나타낸 것이다. 생산물 시장에서 실질 이자율 갭이 산출량 갭에 미치는 영향인  $a_r$ 와 필립스 곡선에서 1기 전 산출량 갭이 인플레이션에 미치는 영향인  $b_y$  모두 세 국가 중에서 한국이 가장 정밀하게 (precisely) 추정되었고,  $y^*$ 와  $g$ 의 S.E.(sample ave.) 낮게 도출되었다. 한편,  $a_r$  추정의 정밀성 (precision)은 IS 곡선의 기울기와 관련이 있음을 확인할 수 있다. IS 곡선의 기울기는 일본, 싱가포르, 한국 순으로 완만하며 동일한 순서로 추정의 정밀성이 낮다. 이는 본 연구의 분석 대상이 아닌 자연이자율 추정치와도 관련이 있는데, 실제로 추정 결과 IS 곡선의 기울기가 완만하게 추정될수록 자연이자율 추정의 정밀성이 낮게 도출되었다.

$a_{y,1} + a_{y,2}$ 는 특정 시기에 한 기간 전의 산출량 갭과 두 기간 전의 산출량 갭이 미치는 영향을 합한 것으로, 산출량 갭의 지속성을 나타낸다. 즉, 산출량 갭에 미치는 경제적 충격의 효과가 얼마나 오랫동안 지속되는가를 의미한다. Table 2에서 해당 모수의 추정치를

비교해보면, 싱가포르가 산출량 갭의 지속성이 가장 높게 도출되었다. 그리고 일본은 다른 두 국가와 다소 상이한 결과가 도출되었는데,  $a_{y,1}$ 와  $a_{y,2}$ 의 추정치 모두 음(-)의 값을 가지는 것으로 나타나, 과거 시점의 산출량 갭이 양(+)의 값을 가지면 현 시점의 산출량 갭을 감소시키는 것으로 추정되었다고 해석할 수 있다.

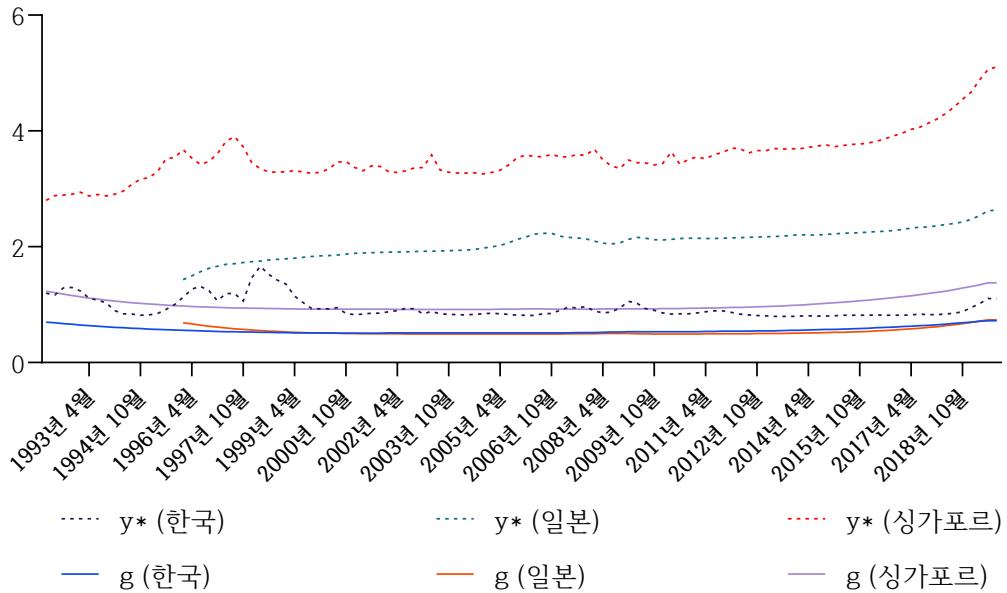
한편, 필립스 곡선에서 산출량 갭 변동에 인플레이션이 반응하는 정도를 나타내는  $b_y$ 는 싱가포르가 유독 낮게 추정되었다. 한국의  $b_y$  추정치가 싱가포르의 해당 추정치에 비해 30배 정도 크며, 일본도 싱가포르의  $b_y$  추정치보다 두 배 정도 크게 도출되었다. 그리고  $\sigma_\pi$ 는 싱가포르가 가장 크게 추정되어, 싱가포르의 인플레이션은 과거 시점의 인플레이션과 산출량 갭에 의해 비교적 잘 설명되지 않는다고 할 수 있다. 또한,  $\sigma_{y^*}$ <sup>24</sup> 추정치도 싱가포르가 가장 크게 도출되었는데, 본 연구의 주요 관심 대상 중 하나인 자연산출량에 대한 추정이 정밀성이 낮다고 할 수 있다.

추정의 정밀성은 Fig.9에서도 유독 싱가포르가 가장 낮다는 것을 확인할 수 있다. Fig.9에서 로그 자연산출량의 표준오차와 잠재성장률 추정치의 표준오차 모두 세 국가 중에서 싱가포르의 표준오차가 크게 도출되었다. 따라서 현실에서 관측할 수 없는 잠재변수를 추정하는 경우 한 가지 모형을 사용하여 여러 국가를 대상으로 분석하였을 때, 국가별로 추정의 정밀성이 상이할 수 있다는 점에 주의해야 할 것이다.

---

<sup>24</sup> 칼만 필터로 계산하는 상태변수 추정치의 quality는 공분산의 크기로 평가할 수 있다.

Fig.9. Standard Errors



출처: 한국은행, 일본은행, OECD, FRED의 자료를 바탕으로 저자가 작성한 것이다.

주: Table 2에서 S.E. (sample ave.)는 각각 Fig.9의 값들의 평균을 의미한다.

## 7. 주요 기관 추정 결과와의 비교

: 한국과 일본을 중심으로

본 연구에서 사용한 모형의 추정 결과가 신빙성 있기 위해서는 세계 주요 기관에서 추정된 잠재성장률 값과 본 연구의 추정 결과를 비교하는 작업이 필요할 것이다. 잠재성장률은 현실에서 관측할 수 없다는 그 본질적 특징 때문에 이를 추정하기 위해 연구에서 다양한 모형을 사용하며 모형별 추정 결과도 조금씩 차이가 존재한다. 따라서 어떠한 모형의 추정 결과를 우선시해야 할 지는 아직 정해지지 않은 실정이다. 하지만 학계에서 합의된 잠재성장률의 추이와 본 연구의 추정 결과 얻은



값들의 전체적인 추이에 큰 차이가 없다면, 본 연구의 추정 결과가 비현실적일 수 있다는 의심은 제외할 수 있다고 생각된다.

현재 한국과 일본의 잠재성장률은 OECD와 각 국 중앙은행에서 추정하고 있다. 하지만 싱가포르의 잠재성장률 또는 자연산출량을 추정하고 있는 기관은 아직 없는 실정이다. 따라서 우선적으로 한국과 일본의 잠재성장률 추정치를 다음 Table.3과 Fig.9와 같이 비교해보도록 한다.

Table 3. 주요 기관 잠재성장률 추정치와의 비교(한국)

(단위: %)

	BOK	OECD	본 연구	
2001-2005	5.0 ~ 5.2	4.2 ~ 5.3	5.4 ~ 6.2	
2006-2010	4.1 ~ 4.2	3.8 ~ 4.2	4.6 ~ 5.4	
2011-2015	3.0 ~ 3.4	3.3 ~ 3.9	3.7 ~ 4.5	
2016-2020	2.7 ~ 2.8	2.5 ~ 3.2	2016 ~2019	3.2 ~ 3.6
2019-2020	2.5 ~ 2.6	2.5 ~ 2.7		

출처: 한국은행의 추정치는 권지호 외 4인(2019)의 추정치이고, OECD의 추정치는 OECD Economic Outlook No.106, 본 연구의 추정치는 저자가 한국은행, 일본은행, OECD, FRED의 자료를 바탕으로 저자가 작성한 것이다.

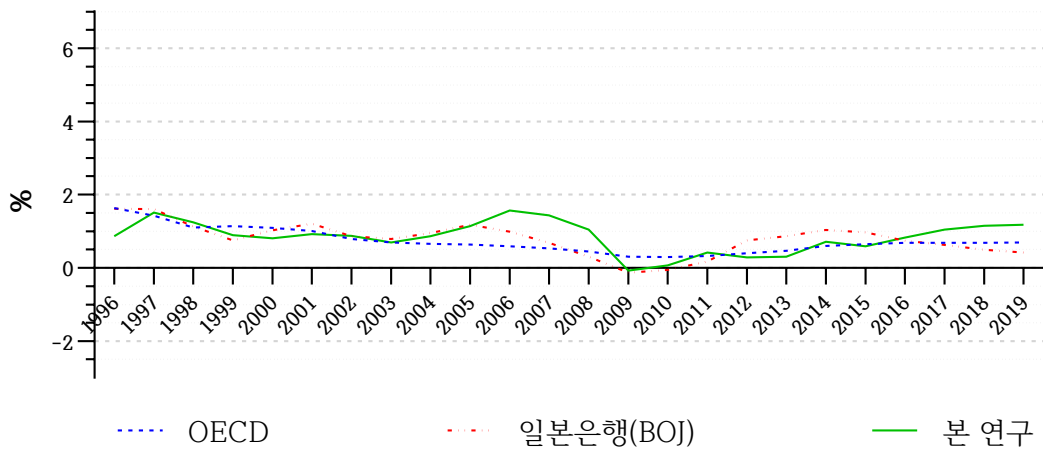
주: 2001-2020년의 기간을 5년 단위로 구분한 것은 권지호 외 4인(2019)의 방식을 따른 것이다. 그리고 각 기간별 범위는 OECD와 본 연구의 추정치의 경우 연도별 평균값을 구한 후 해당 기간별로 최솟값과 최댓값이다.

Table.3에서 본 연구의 잠재성장률 추정치가 다른 기관의 잠재성장률 추정치에 비해 전반적으로 높게 도출되었음을 확인할 수 있지만<sup>25</sup>, 세 연구 결과 모두 장기적인 시계에서 한국의 잠재성장률이

<sup>25</sup> 2018년 4/4분기까지의 데이터만 사용한 김예하(2020)의 추정 결과보다도 다소 높은 값이다. 이는 한국은행에서 작성하고 있는 국민계정의 기준연도가

하락하고 있는 추세라는 공통된 특징을 보이고 있다. 연구별로 잠재성장률의 하락 속도를 살펴보면 한국은행과 OECD의 연구에서는 2001년부터 2020년까지의 잠재성장률이 최대 2.7 ~ 2.8%p 하락하였고, 본 연구의 잠재성장률 추정치는 2001년부터 2019년 사이에서 최대 3%p 하락한 것으로 나타났다.

Fig.10. 주요 기관 잠재성장률 추정치와의 비교(일본)



출처: OECD의 추정치는 OECD Economic Outlook No.106, 일본은행의 추정치는 일본은행 홈페이지에서 공개하고 있는 Research Data, 본 연구의 추정치는 FRED 및 일본은행의 자료를 바탕으로 저자가 작성한 것이다.

주1: OECD와 일본은행의 추정 결과는 생산함수 접근법을 사용하여 얻은 것이다.

주2: 각 연구의 추정치를 바탕으로 연도별 평균값을 계산하여 그래프로 나타내었다.

일본의 잠재성장률 추정치의 경우, OECD, 일본은행의 연구 결과로부터 연도별 추정치를 얻을 수 있었기에 Fig.10과 같이 연도별로

2010년에서 2015년으로 변경되었고, 이로 인해 실질 GDP 증가율이 전반적으로 상승했다는 점에 기인한다. 보다 구체적인 내용은 본고 [부록4]에 서술되어 있다.

나타내었다. Fig.10에서 일본의 잠재성장률 추정치는 세 연구 모두 25년 동안 2% 미만인 것으로 나타나 장기간 저성장 기조가 유지되어 왔음을 보여주고 있다. 또한, 2008년 글로벌 금융위기에 세 연구 모두 잠재성장률이 상당 폭 하락한 것으로 나타났고, 2008년과 2009년에 일본은행도 본 연구와 마찬가지로 음(-)의 잠재성장률 추정치를 얻었다. 다만 해당 시기에 본 연구의 잠재성장률 추정치가 그 변동폭이 가장 컸는데, 이는 연구에 사용한 모형별 차이에 기인한 것으로 보인다. 따라서 세 연구를 종합한 결과 글로벌 금융위기 당시 잠재성장률 변동폭이 다른 시기에 비해 상대적으로 컸다는 결론을 내릴 수 있을 것이다. 그리고 최근 잠재성장률 추정치의 경우 일본은행의 잠재성장률 추정치는 하락하고 있는 것으로 나타난 반면, 본 연구와 OECD의 추정치는 증가하고 있는 것으로 나타났는데 실제 어떠한 방향으로 변화하고 있는 것이 설득력이 높은지는 추가적인 연구가 필요할 것으로 보인다.

### Ⅲ. 결론

동아시아의 세 나라는 지리적 근접성에도 불구하고 서로 다른 잠재성장률 변동 추이를 가져왔다. 이는 각 국가별로 큰 규모의 경제위기와 최근의 장기 저성장 기조에 대응하여 서로 다른 정책을 시행하였고, 이에 따라 경기에 대해 경제주체들의 기대가 상이하게 형성된 것에 기인한 것으로 보인다. 한편, 세 나라는 아시아 외환위기, 글로벌 금융위기에 잠재성장률이 동일한 방향으로 영향을 받아와 세 국가의 잠재성장률 간 동조성을 가지는 것으로 나타났다. 최근 코로나 바이러스로 촉발된 실물 경제 위기가 대규모의 세계 경제 위기로 확산되고 있는데, 향후 추정에 필요한 데이터가 추가된다면 해당 국가들 모두 2020년 한 해 동안 잠재성장률이 하락하는 형태로 그래프가 그려질 것이라 예상된다.

한편, 본 연구를 진행함에 있어 수집 가능한 데이터의 부족 및 방법론상 한계로 인해 몇 가지 아쉬움이 있었다. 우선 잠재성장률 추정치를 산출하기 위해 동아시아 국가들의 데이터를 수집하는 일이었다. 기존 김예하(2020)의 연구 이후 동아시아의 많은 국가들을 대상으로 2019년 4/4분기까지의 잠재성장률을 추정하고자 하였지만 분기별 실질 GDP, 단기 명목이자율, 소비자 물가지수, 근원 소비자물가지수 시계열을 모두 수집할 수 있는 나라는 많지 않았다. 동아시아 국가 중 상당한 경제 규모를 가지고 있는 중국의 경우에도 통계국에서 공개하고 있는 분기별 실질 GDP 시계열이 5년에 한 번 기준연도가 변경되었기 때문에 중국을 분석 대상 국가에 포함시킬 수 없었다. 이 밖에도 대만, 말레이시아, 태국, 베트남 등 여러 국가들이 잠재성장률 추정에 필요한

분기별 거시 경제 시계열을 모두 공표하고 있는 경우는 찾아보기 어려웠다. 또한, 잠재성장률의 하락은 세계 많은 국가에서 나타나고 있는 세계적인 현상임에도 불구하고 1996년 이전 데이터의 부족으로 일본에 대한 실증 분석 결과 이를 확인할 수 없었다는 점이 아쉬웠다. Holston, Laubach, and Williams(2017)의 연구와 같이 1960년대부터 누적된 데이터를 확보할 수 있다면 더욱 흥미로운 연구결과를 얻을 수 있을 것이라고 생각한다.

그리고 잠재성장률과 자연산출량은 현실에서 관측할 수 없는 변수이기 때문에 정책적으로 그 추정의 필요성이 분명함에도 불구하고 추정의 정밀성이 낮을 수 있다는 문제가 존재한다. Holston, Laubach, and Williams(2017b)도 서구권의 국가들을 분석한 결과 표준오차들이 크게 도출되어 추정의 정밀성을 확보하는 것에 유의해야함을 지적하고 있다. 이 밖에도 관측할 수 없는 변수를 추정하는 경우 시간이 흘러 새로운 데이터가 추가되어 다시 추정하였을 때, 방법론상 과거에 얻은 추정치와 다소 다른 값이 도출될 수 있다는 한계가 존재한다. 본 연구에서도 한국과 일본의 잠재성장률 추정치가 김예하(2020)의 연구에서 얻은 추정치와 다소 차이가 있는 추정치가 도출되었다. 하지만 한국의 경우 표본기간 동안 잠재성장률이 하락하는 추세를 가졌으며, 일본의 경우 낮은 잠재성장률을 유지하였고, 양국이 아시아 외환위기와 글로벌 금융위기에 잠재성장률의 변동폭이 컸었다는 특징은 유지되었다. 따라서 HLW(2017) 모형은 새 케인지언의 가정들을 바탕으로 개발되었기 때문에 그 이론적 토대가 분명하지만, 추정치의 정확한 값보다는 추정치의 전체적인 추이를 살펴보는 데 활용하는 것이 적절하다고 생각한다.

## 참 고 문 헌

- 강환구 · 김도완 · 박재현 · 한진현. (2015). "우리경제의 성장잠재력 추정 결과", 『조사통계월보』, 2015년 12월호, 한국은행.
- 권지호, 김도완, 지정구, 김건, 노경서. (2019). "우리나라의 잠재성장률 추정", 조사통계월보, 2019년 8월호, 한국은행, 17-32.
- 김도완 · 한진현 · 이은경. (2017). "우리 경제의 잠재성장률 추정", 『조사통계월보』, 2017년 8월호, 한국은행.
- 김미림. (2018). "싱가포르의 성장전략 추진 현황과 시사점", KIEP 기초자료, 18-25, 대외경제정책연구원.
- 김소영. (2015). "국제금융/개방경제 거시경제학의 최근 동향", 『경제논집』, Vol.54(1), pp. 255-275.
- 김예하. (2020). "준구조모형을 이용한 한국과 일본의 잠재성장률 추정 및 비교", 『한국경제연구』, 38(1), 163-198.
- 손종칠 · 이동렬 · 정선영. (2016). "인구고령화의 경제적 영향 및 정책과제", 『한국경제연구』, 2016년 6월호, 153~191.
- 이재준 · 배진호. (2015). "위기 이후 통화정책의 방향 및 시사점: 자연이자율 하락을 중심으로", 『정책연구시리즈』, 2015-15, 한국개발연구원.

- 조하현 · 황선웅. (2009). 『한국의 경기변동: 이론과 실제』, 박영사.
- Bai J. (1997). "Estimation of a Change Point in Multiple Regression Models," *Review of Economics and Statistics*, 79, 551–563.
- Bai J. and Perron P. (2003). "Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models", *Journal of Applied Econometrics*, 18, 1–22.
- Baxter, M., and King, R. G. (1999). "Measuring business cycles: approximate band-pass filters for economic time series," *Review of economics and statistics*, 81(4), 575–593.
- Blanchard, O. J. (1997). "The medium run," *Brookings papers on economic activity*, 1997(2), 89–158.
- Bollen, K. A., Glanville, J. L., and Stecklov, G. (2007). "Socio-economic status, permanent income, and fertility: A latent-variable approach," *Population studies*, 61(1), 15–34.
- Blagrove, P., Garcia-Saltos, M. R., Laxton, M. D., and Zhang, F. (2015). "A simple multivariate filter for estimating potential output (No. 15-79)", *International Monetary Fund*.
- Butler, L. (1996). "A semi-structural method to estimate potential output: combining economic theory with a time-series filter."

- Calvo, G. A. (1983) "Staggered prices in a utility-maximizing framework," *Journal of monetary Economics*, 12(3), 383–398.
- Cass, D. (1965). "Optimum growth in an aggregative model of capital accumulation," *The Review of economic studies*, 32(3), 233–240.
- Chaloux, T., and Guillemette, Y. (2019). "The OECD potential output estimation methodology."
- Fueki, T., Fukunaga, I., Ichiue, H., & Shirota, T. (2016). "Measuring potential growth with an estimated DSGE model of Japan's economy," *International Journal of Central Banking*, 12(1), 1–32.
- Hamilton, J. D. (1994). "Time series analysis", Vol. 2, pp. 690–696, New Jersey: Princeton.
- Galí, J. (2008). "Monetary Policy, Inflation, and the Business Cycle: An Introduction to the New Keynesian Framework," Princeton University Press, Princeton, NJ.



- Hamilton, J. D., Harris, E. S., Hatzius, J., and West, K. D. (2016). "The equilibrium real funds rate: Past, present, and future," *IMF Economic Review*, 64(4), 660–707.
- Hodrick, R. J., and Prescott, E. C. (1997). "Postwar US business cycles: an empirical investigation," *Journal of Money, credit, and Banking*, 1–16.
- Holston, K., Laubach, T., and Williams, J. C. (2017a). Documentation of R Code and Data for "Measuring the Natural Rate of Interest: International Trends are Determinants".
- Holston, K., Laubach, T., & Williams, J. C. (2017b). "Measuring the natural rate of interest: International trends and determinants," *Journal of International Economics*, 108, S59–S75.
- Kalman, R. E. (1960). "A new approach to linear filtering and prediction problems."
- Kawamoto, T., Ozaki, T., Kato, N., & Maehashi, K. (2017). "Methodology for estimating output gap and potential growth rate: An update," Bank of Japan Research Paper, Bank of Japan, Tokyo.

- King, R. G., and Watson, M. W. (1994). "The post-war US Phillips curve: a revisionist econometric history," In Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, Vol. 41, pp. 157-219, North-Holland.
- Koopmans, T. (1965). "On the concept of optimal growth, The Econometric Approach to Development Planning," *Econometric approach to development planning*, 1st edn. North Holland, Amsterdam, 225-287.
- Laubach, T., and Williams, J. C. (2003). "Measuring the natural rate of interest," *Review of Economics and Statistics*, 85(4), 1063-1070.
- Laubach, T., & Williams, J. C. (2016). "Measuring the natural rate of interest redux," *Business Economics*, 51(2), 57-67.
- Pasricha, G. K. (2006). "Kalman filter and its economic applications.
- Pichette, L., St-Amant, P., Tomlin, B., and Anoma, K. (2015). "Measuring potential output at the Bank of Canada: The extended multivariate filter and the integrated framework, No. 2015-1," Bank of Canada Discussion Paper.

- Ramsey, F. P. (1928). "A mathematical theory of saving," *The economic journal*, 38(152), 543–559.
- Ravn, M. O., and Uhlig, H. (2002). "On adjusting the Hodrick–Prescott filter for the frequency of observations," *Review of economics and statistics*, 84(2), 371–376.
- Rudebusch, G., and Svensson, L. E. (1999). "Policy rules for inflation targeting," In *Monetary policy rules*, pp. 203–262, University of Chicago Press.
- Stock, J. H. (1994). "Unit roots, structural breaks and trends," *Handbook of econometrics*, 4, 2739–2841.
- Stock, J. H., and Watson, M. W. (1998). "Median unbiased estimation of coefficient variance in a time-varying parameter model," *Journal of the American Statistical Association*, 93(441), 349–358.
- Umino, S. (2014). "Real-time estimation of the equilibrium real interest rate: Evidence from Japan," *The North American Journal of Economics and Finance*, 28, 17–32.
- Williams, J. (2017). "The perennial problem of predicting potential," *FRBSF Economic Letter*, 32.

Wynne, M. A., and Zhang, R. (2018). "Estimating the natural rate of interest in an open economy," *Empirical Economics*, 55(3), 1291–1318.

Yamada, H., and Jin, L. (2013). "Japan's output gap estimation and  $\ell_1$  trend filtering," *Empirical Economics*, 45(1), 81–88.

## 부 록

### [부록1]

본 연구에서 추정에 사용한 상태 공간 모형을 각 단계별로 서술하면 다음과 같다.<sup>27)</sup>

Stage.1.

첫 번째 단계에서는 본문에 소개된 HLW(2017) 모형의 이론적 바탕이 반영되어 있다. 이를 사용되는 모형을 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbf{y}_t = [y_t, \pi_t]' \quad (18)$$

$$\mathbf{x}_t = [y_{t-1}, y_{t-2}, \pi_{t-1}, \pi_{t-2}]' \quad (19)$$

$$\boldsymbol{\xi}_t = [y_t^*, y_{t-1}^*, y_{t-2}^*]' \quad (20)$$

$$\mathbb{H}' = \begin{bmatrix} 1 & -a_{y,1} & -a_{y,2} \\ 0 & -b_y & 0 \end{bmatrix} \quad (21),$$

$$\mathbb{A}' = \begin{bmatrix} a_{y,1} & a_{y,2} & 0 & 0 \\ b_y & 0 & b_\pi & 1 - b_\pi \end{bmatrix} \quad (22)$$

---

<sup>27)</sup> 모든 notation은 Holston, Laubach, and Williams(2017a)와 동일하다. 그리고 해당 내용은 김예하(2020)의 연구에서도 모형에 대한 보충 설명을 위해 부록에 서술하였다.

$$\mathbb{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (23), \quad \mathbb{Q} = \begin{bmatrix} \sigma_{y^*}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

첫 번째 단계에서는 다음과 같은 모수로 구성된 벡터  $\theta_1$ 를 추정한다.

$$\theta_1 = [a_{y,1}, a_{y,2}, b_\pi, b_y, g, \sigma_{\tilde{y}}, \sigma_\pi, \sigma_{y^*}] \quad (25)$$

Stage.2.

두 번째 단계에서 사용되는 모형을 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$y_t = [y_t, \pi_t]' \quad (26)$$

$$x_t = [y_{t-1}, y_{t-2}, r_{t-1}, r_{t-2}, \pi_{t-1}, \pi_{t-2,4}, 1]' \quad (27)$$

$$\xi_t = [y_t^*, y_{t-1}^*, y_{t-2}^*, g_{t-1}]' \quad (28)$$

$$\mathbb{H}' = \begin{bmatrix} 1 & -a_{y,1} & -a_{y,2} & a_g \\ 0 & -b_y & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$\mathbb{A}' = \begin{bmatrix} a_{y,1} & a_{y,2} & \frac{a_r}{2} & \frac{a_r}{2} & 0 & 0 & a_0 \\ b_y & 0 & 0 & 0 & b_\pi & 1 - b_\pi & 0 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$\mathbb{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (31), \quad \mathbb{Q} = \begin{bmatrix} \sigma_{y^*}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (\lambda_g \sigma_{y^*})^2 \end{bmatrix} \quad (32)$$

두 번째 단계에서는 다음과 같은 모수로 구성된 벡터  $\theta_2$  를 추정한다.

$$\theta_2 = [a_{y,1}, a_{y,2}, a_r, a_0, a_g, b_\pi, b_y, \sigma_{\hat{y}}, \sigma_\pi, \sigma_{y^*}] \quad (33)$$

Stage.3.

세 번째 단계에서 사용되는 모형은 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbb{y}_t = [y_t, \pi_t]' \quad (34)$$

$$\mathbb{x}_t = [y_{t-1}, y_{t-2}, r_{t-1}, r_{t-2}, \pi_{t-1}, \pi_{t-2}]' \quad (35)$$

$$\xi_t = [y_t^*, y_{t-1}^*, y_{t-2}^*, g_{t-1}, g_{t-2}, z_{t-1}, z_{t-2}]' \quad (36)$$

$$\mathbb{H}' = \begin{bmatrix} 1 & -a_{y,1} & -a_{y,2} & -\frac{a_r}{2} & -\frac{a_r}{2} & -\frac{a_r}{2} & -\frac{a_r}{2} \\ 0 & -b_y & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (37)$$

$$\mathbb{A}' = \begin{bmatrix} a_{y,1} & a_{y,2} & \frac{a_r}{2} & \frac{a_r}{2} & 0 & 0 \\ b_y & 0 & 0 & 0 & b_\pi & 1 - b_\pi \end{bmatrix} \quad (38)$$

$$\mathbb{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\mathbb{Q} = \begin{bmatrix} (1 + \lambda_g^2)\sigma_{y^*}^2 & 0 & 0 & (\lambda_g\sigma_{y^*})^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ (\lambda_g\sigma_{y^*})^2 & 0 & 0 & (\lambda_g\sigma_{y^*})^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \left(\frac{\lambda_g\sigma_{\tilde{y}}}{a_r}\right)^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (40)$$

세 번째 단계에서는 다음과 같은 모수로 구성된 벡터  $\theta_3$ 를 추정한다.

$$\theta_3 = [a_{y,1}, a_{y,2}, a_r, b_\pi, b_y, \sigma_{\tilde{y}}, \sigma_\pi, \sigma_{y^*}] \quad (41)$$

Table 4. 각 단계별로 추정되는 벡터

Stage 1	$\theta_1 = [a_{y,1}, a_{y,2}, b_\pi, b_y, g, \sigma_{\tilde{y}}, \sigma_\pi, \sigma_{y^*}]$	$\xi_t = [y_t^*, y_{t-1}^*, y_{t-2}^*]'$
Stage 2	$\theta_2 = [a_{y,1}, a_{y,2}, a_r, a_0, a_g, b_\pi, b_y, \sigma_{\tilde{y}}, \sigma_\pi, \sigma_{y^*}]$	$\xi_t = [y_t^*, y_{t-1}^*, y_{t-2}^*, g_{t-1}]'$
Stage 3	$\theta_3 = [a_{y,1}, a_{y,2}, a_r, b_\pi, b_y, \sigma_{\tilde{y}}, \sigma_\pi, \sigma_{y^*}]$	$\xi_t = [y_t^*, y_{t-1}^*, y_{t-2}^*, g_{t-1}, g_{t-2}, z_{t-1}, z_{t-2}]'$

주: 각 단계에서 그 추정치가 확정되는 모수를 붉은색으로 표시하였다.



## [부록 2]

다음 내용은 김예하(2020)의 연구에서 부록에 서술한 내용에 추가적인 문헌 연구를 바탕으로 설명을 보충한 것이다. 각 단계에서 관측되지 않는 변수  $\xi_t$ 를 추출해내는 과정은 다음과 같다. 식(42)이 관측 방정식이고 식(43)가 전이 방정식이다.

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{A}' \cdot \mathbf{x}_t + \mathbf{H}' \cdot \xi_t + \mathbf{v}_t, \quad \mathbf{v}_t \sim i.i.d.N(0, \mathbb{R}) \quad (42)$$

$$\xi_t = \mathbb{F} \cdot \xi_{t-1} + \mathbb{e}_t, \quad \mathbb{e}_t \sim i.i.d.N(0, \mathbb{Q}) \quad (43)$$

$t-1$  시점에서 정보  $I_{t-1}$ 가 주어져 있을 때,  $\xi_t$ 에 대한 예측은 식(44)과 같고 그 평균제곱오차(mean squared error)는 식(45)와 같다.

$$\xi_{t|t-1} = E(\xi_t | I_{t-1}) = \mathbb{F} \cdot E(\xi_{t-1} | I_{t-1}) = \mathbb{F} \cdot \xi_{t-1|t-1} \quad (44)$$

$$\mathbb{M}_{t|t-1} = E[(\xi_t - \xi_{t|t-1})(\xi_t - \xi_{t|t-1})'] = \mathbb{F} \cdot \mathbb{M}_{t-1|t-1} \cdot \mathbb{F}' + \mathbb{Q} \quad (45)$$

다음으로 [부록 1]에서도 확인할 수 있듯이  $\mathbf{x}_t$ 는  $t-1$  시점에서 그 값을 알고 있는 변수들로 구성되어 있으므로  $\mathbf{y}_t$ 에 대한 예측은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
\mathbf{y}_{t|t-1} &= E(\mathbf{y}_t | I_{t-1}) = E(\mathbf{A}' \cdot \mathbf{x}_t + \mathbb{H}' \cdot \xi_t + \mathbf{v}_t | I_{t-1}) \\
&= \mathbf{A}' \cdot \mathbf{x}_t + \mathbb{H}' \cdot E(\xi_t | I_{t-1}) \\
&= \mathbf{A}' \cdot \mathbf{x}_t + \mathbb{H}' \cdot \mathbb{F} \cdot \xi_{t-1|t-1}
\end{aligned} \tag{46}$$

그리고  $t$  시점에  $\mathbf{y}_t$  를 관측할 수 있게 되어 정보  $I_t$  가 주어지면, 이를 바탕으로 기존 식(44)에서 하였던  $\xi_t$  에 대한 예측을 식(49)과 같이 업데이트(update)하게 된다.  $\mathbf{y}_t$  의 예측오차는 식(47)와 같고, 그 평균제곱오차는 식(48)과 같다.

$$\begin{aligned}
\mathbf{y}_t - \mathbf{y}_{t|t-1} &= \mathbf{y}_t - \mathbf{A}' \cdot \mathbf{x}_t - \mathbb{H}' \cdot \mathbb{F} \cdot \xi_{t-1|t-1} \\
&= \mathbb{H}' \cdot \xi_t + \mathbf{v}_t - \mathbb{H}' \cdot \mathbb{F} \cdot \xi_{t-1|t-1} \\
&= \mathbb{H}' \cdot \mathbb{F} \cdot \xi_{t-1} + \mathbb{H}' \cdot \mathbf{e}_t + \mathbf{v}_t - \mathbb{H}' \cdot \mathbb{F} \cdot \xi_{t-1|t-1} \\
&= \mathbb{H}' \cdot (\mathbb{F} \cdot \xi_{t-1} + \mathbf{e}_t - \mathbb{F} \cdot \xi_{t-1|t-1}) + \mathbf{v}_t \\
&= \mathbb{H}' \cdot (\xi_t - \xi_{t|t-1}) + \mathbf{v}_t
\end{aligned} \tag{47}$$

$$\mathbf{N}_{t|t-1} = E \left[ (\mathbf{y}_t - \mathbf{y}_{t|t-1})(\mathbf{y}_t - \mathbf{y}_{t|t-1})' \right] = \mathbb{H}' \cdot \mathbf{M}_{t|t-1} \cdot \mathbb{H} + \mathbb{R} \tag{48}$$

$$\xi_{t|t} = \xi_{t|t-1} + \mathbf{M}_{t|t-1} \cdot \mathbb{H} \cdot \mathbf{N}_{t|t-1}^{-1} \cdot (\mathbf{y}_t - \mathbf{y}_{t|t-1}) \tag{49}$$

식(49)에서  $\mathbf{M}_{t|t-1} \cdot \mathbb{H} \cdot \mathbf{N}_{t|t-1}^{-1}$  은 칼만 이득(Kalman gain) 행렬이라고 불리기도 한다. 칼만 이득 행렬은 조건부 오차 공분산 행렬(error covariance matrix)를 재귀적으로(recursively) 결정한다.

한편,  $\mathbb{M}_{t|t-1}$  에 대해서도 다음과 같이 업데이트가 이루어지며,  $\xi_{t|t}$  와  $\mathbb{M}_{t|t}$  는 다음 시점에서 사용된다.

$$\mathbb{M}_{t|t} = (\mathbb{I} - \mathbb{M}_{t|t-1} \cdot \mathbb{H} \cdot \mathbb{N}_{t|t-1}^{-1} \cdot \mathbb{H}') \cdot \mathbb{M}_{t|t-1} \quad (50)$$

위와 같은 과정을 통해 알 수 있는 것은 칼만 필터는 특정 시점의 상태 변수를 추정함에 있어 직전 시점에서의 정보만 필요하며, 모든 시점에서의 정보를 저장하고 가공할 필요가 없다는 것이다. 이러한 장점으로 인해 칼만 필터는 경제학 연구에서 다양한 주제에 적용되어 사용되고 있으며, 몇 가지 가정을 완화하여 다양한 모형들이 개발되고 있다.

### [부록3]

본 연구에서 한국의 잠재성장률을 추정하는 데 사용한 R 코드는 다음과 같다. 코드 중간 부분에 source 함수로 불러오는 파일들은 뉴욕 연방준비은행 홈페이지에서 받을 수 있고, 일본과 싱가포르의 한국의 경우와 거의 동일한 방법으로 계산되었기 때문에 따로 수록하지는 않았다. 그리고 연구자에 따라 작업공간과 데이터를 저장해놓은 파일명이 달라질 수 있어서 독자의 혼란을 방지하기 위해 setwd 함수와 readxl::read\_excel 함수에 입력한 내용은 공백으로 남겨두었다.

```

setwd("")

library("tis")
library("seasonal")
Sys.setenv("X13_PATH"="X13")

data.start = c(1991,1)
data.end = c(2019,4)

kor2020RGDP = readxl::read_excel()
kor2020RGDPts = tis(kor2020RGDP, start=c(1991,1),tif="quarterly")
kor2020.log.output = log(kor2020RGDPts)

kor2020.cpi = readxl::read_excel()
kor2020.cpi.tis=as.tis(kor2020.cpi, start=c(1990,4), tif="quarterly")
kor2020.cpi.inflation=400*log(kor2020.cpi.tis/Lag(kor2020.cpi.tis,k=1)
)

kor2020.core.cpi = readxl::read_excel()
kor2020.core.cpi.tis = as.tis(kor2020.core.cpi, start = c(1990,4), tif =
"quarterly")
kor2020.core.cpi.inflation =
400*log(kor2020.core.cpi.tis/Lag(kor2020.core.cpi.tis,k=1))

kor2020.merge.inflation = mergeSeries(kor2020.cpi.inflation,
kor2020.core.cpi.inflation)
test.kor2020 = array(kor2020.merge.inflation,c(116,1))

kor2020.merge2.inflation = as.tis(test.kor2020,

```

```

start=c(1991,1),tif="quarterly")

kor2020.cpi2 = readxl::read_excel()
kor2020.cpi2.tis = as.tis(kor2020.cpi2, start = c(1990,1) , tif =
"quarterly")
kor2020.cpi2.inflation =
400*log(kor2020.cpi2.tis/Lag(kor2020.cpi2.tis,k=1))

kor2020.core.cpi2 = readxl::read_excel()
kor2020.core.cpi2.tis = as.tis(kor2020.core.cpi2, start = c(1990,1), tif
= "quarterly")
kor2020.core.cpi2.inflation =
400*log(kor2020.core.cpi2.tis/Lag(kor2020.core.cpi2.tis,k=1))

kor2020.merge3.inflation = mergeSeries(kor2020.cpi2.inflation,
kor2020.core.cpi2.inflation )
test.kor20202 = array (kor2020.merge3.inflation, c(119,1))
kor2020.merge4.inflation = as.tis(test.kor20202, start=c(1990,2),
tif="quarterly")

kor2020.inflation.expectations =
(kor2020.merge4.inflation+Lag(kor2020.merge4.inflation,k=1)+Lag(ko
r2020.merge4.inflation,k=2)+Lag(kor2020.merge4.inflation,k=3))/4
plot.ts(kor2020.inflation.expectations)

kor2020NIR = readxl::read_excel()
kor2020.nominal.interest.rate.q = tis(kor2020NIR,start=c(1991,1),tif =
"quarterly")

kor2020.nominal.interest.rate =
100*((1+kor2020.nominal.interest.rate.q/36000)^365-1)

```

```

kor2020.real.interest.rate = kor2020.nominal.interest.rate -
kor2020.inflation.expectations

if (!require("tis")) {install.packages("tis"); library("tis")} # Time series
package
if (!require("mFilter")) {install.packages("mFilter"); library("mFilter")}
# HP filter
if (!require("nloptr")) {install.packages("nloptr"); library("nloptr")} #
Optimization

# Source all R programs; see code guide for details of each
source("calculate.covariance.R")
source("format.output.R")
source("kalman.log.likelihood.R")
source("kalman.standard.errors.R")
source("kalman.states.R")
source("kalman.states.wrapper.R")
source("log.likelihood.wrapper.R")
source("median.unbiased.estimator.stage1.R")
source("median.unbiased.estimator.stage2.R")
source("rstar.stage1.R")
source("rstar.stage2.R")
source("rstar.stage3.R")
source("run.hlw.estimation.R")
source("unpack.parameters.stage1.R")
source("unpack.parameters.stage2.R")
source("unpack.parameters.stage3.R")
source("utilities.R")

# Upper bound on a_3 parameter (slope of the IS curve)

```

```

a3.constraint <- -0.0025

# Lower bound on b_2 parameter (slope of the Phillips curve)
b2.constraint <- 0.025

# Set the start and end dates of the estimation sample (format is
c(year,quarter))
sample.start <- c(1992,1)
sample.end <- c(2019,4)

# The estimation process uses data beginning 4 quarters prior to the
sample start
data.start <- shiftQuarter(sample.start,-4)

# Set start index for y
g.pot.start.index <- 1 + ti(shiftQuarter(sample.start,-3),'quarterly') -
ti(data.start,'quarterly')

# Set column names for CSV output
output.col.names <- c("Date","rstar","g","z","output gap","", "All results
are output from the Stage 3 model.",rep("",8),"Standard
Errors","Date","y*","r*","g","", "rrgap")

# Set number of iterations for Monte Carlo standard error procedure
niter <- 5000

# Set run.se to TRUE to run the procedure
run.se <- TRUE

kor2020.estimation = run.hlw.estimation(kor2020.log.output,
kor2020.merge2.inflation, kor2020.real.interest.rate,

```

```

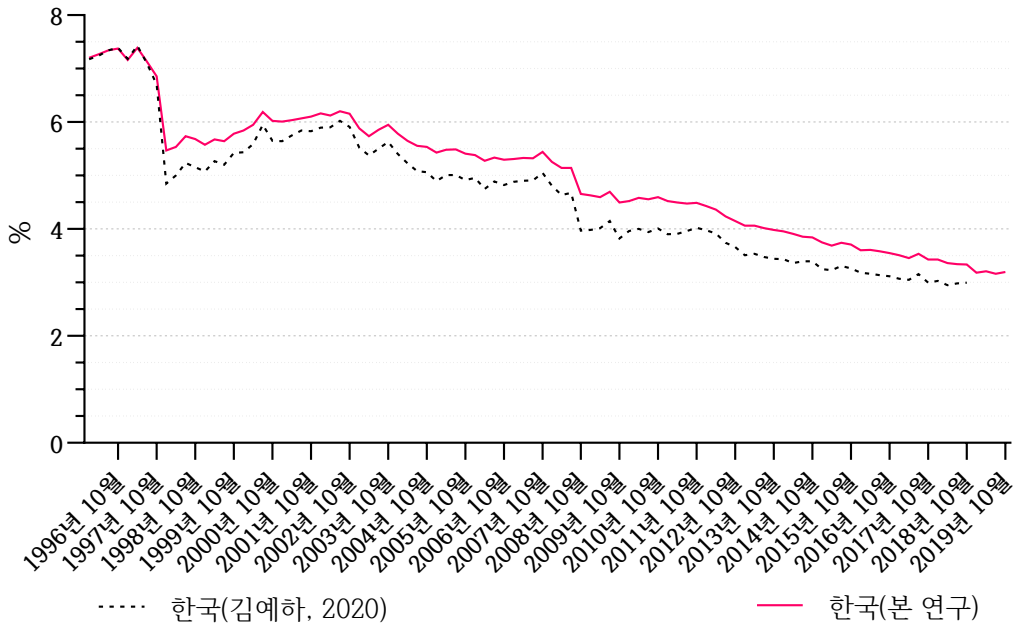
kor2020.nominal.interest.rate,a3.constraint = a3.constraint,
b2.constraint = b2.constraint, run.se = run.se)

```

#### [부록 4]

[부록 4]는 1990년대 후반 이후 김예하(2020)에서 추정한 한국의 잠재성장률 추정치에 비해 본 연구에서 추정한 잠재성장률 추정치가 다소 높게 도출된 것에 대해 서술한 것이다.

Fig.11. 잠재성장률 추정치 비교



출처: 김예하(2020)의 연구, 본 연구의 추정 결과



Fig.11을 보면 1998년 이전에는 두 연구의 잠재성장률 추정치 간 차이가 미미하지만, 해당 시점 이후 본 연구의 잠재성장률 추정치가 다소 높게 추정되기 시작하였고, 2009년부터 그 차이가 더욱 커진 것을 확인할 수 있다. HLW(2017) 모형을 사용하였을 때, 두 연구 결과 간 차이가 발생할 수 원인에는 데이터 업데이트로 인한 초기 상태 벡터의 변화, 데이터 자체의 변화 등이 있다.

Table 5는 두 연구의 모수 추정 결과를 비교한 것이고, Fig.12는 잠재성장률 추정치의 표준오차를 비교한 것이다. 한국의 경우 Table 5를 보면 모수의 추정치에는 큰 변동이 없었다. 즉, 추정된 IS 곡선식과 필립스 곡선식에서 거시경제 변수 간 영향을 미치는 정도에 큰 변화가 없었다는 것이다. 그리고 Fig.12를 보면 잠재성장률 추정치의 표준오차가 다소 하락하여 추정의 정밀성은 오히려 개선되었음을 알 수 있다.

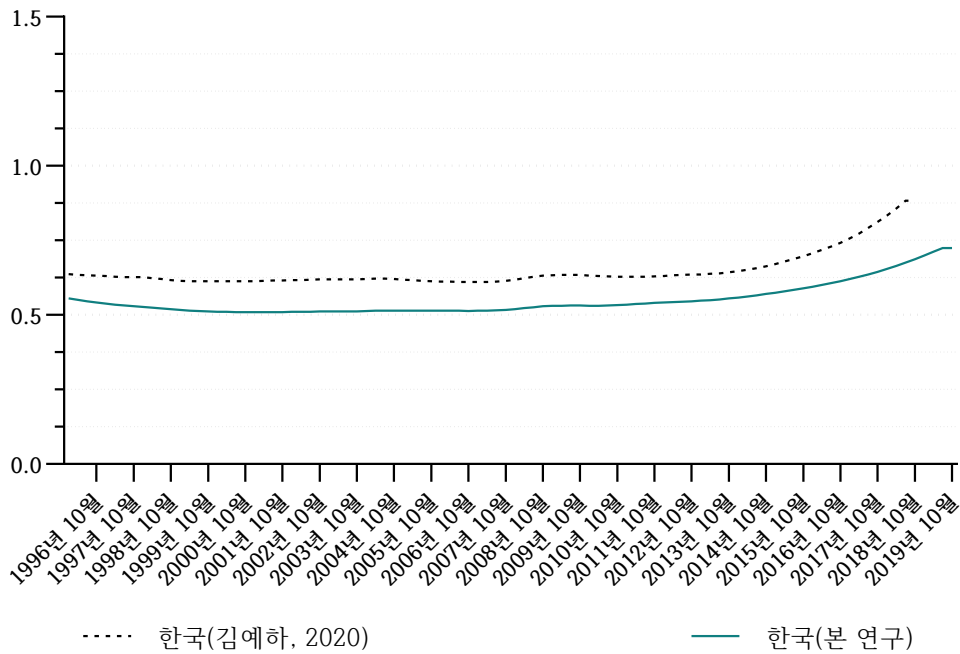
Table 5. 모수 추정 결과 비교

	한국(김예하, 2020)	한국(본 연구)
표본기간	1992Q1-2018Q4	1992Q1-2019Q4
Parameters	Estimates (one-sided)	Estimates (one-sided)
$a_{y,1}$	1.316	1.314
$a_{y,2}$	-0.620	-0.634
$a_r$	-0.034	-0.034
$b_\pi$	0.322	0.312
$b_y$	0.635	0.709
$\sigma_y$	0.722	0.655
$\sigma_\pi$	1.93	1.885

$\sigma_y^*$	0.776	0.824
$a_{y,1} + a_{y,2}$	0.695	0.680

출처: 김예하(2020)의 연구, 본 연구의 추정 결과

Fig.12. 잠재성장률 추정치의 표준오차 비교

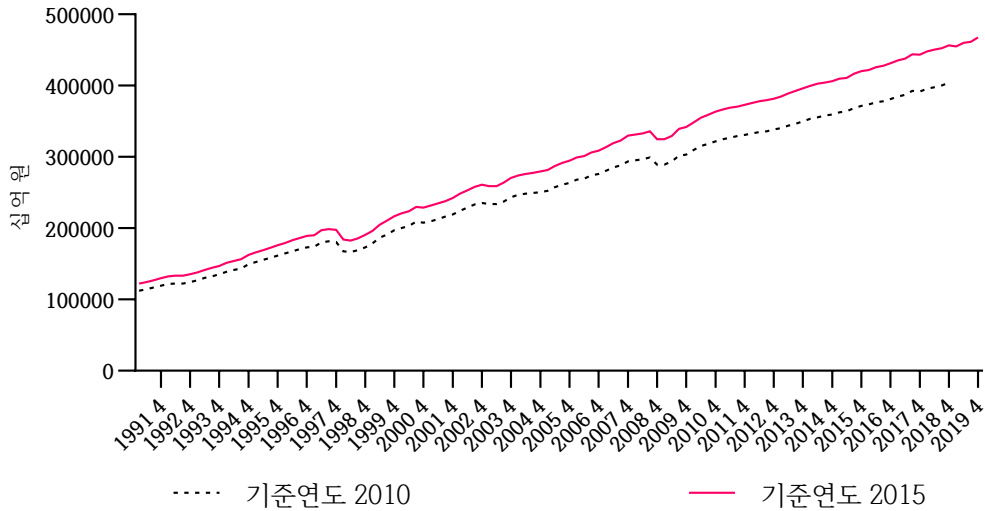


출처: 김예하(2020)의 연구, 본 연구의 추정 결과

Table 5와 Fig.12를 통해서는 Fig.11에서 1990년대 후반 이후 한국의 잠재성장률 추정치가 김예하(2020)의 연구에 비해 일관되게 높게 도출되었는지 그 이유를 찾기 힘들다. 그러나 저자가 두 연구에 사용한 데이터들을 서로 비교한 결과, 이는 한국은행이 작성하는 국민계정의 기준연도가 2019년 6월 2010년에서 2015년으로 변경되었다는 사실에 기인하는 것으로 보인다. 김예하(2020)의 연구에서 사용하였던 실질 GDP 시계열의 기준연도는 2010년이었던

반면, 본 연구에서 사용한 실질 GDP 시계열의 기준연도는 2015년이다. 그리고 기준연도가 변경되면서 전반적으로 실질 GDP의 전년 대비 증가율이 상승하였다. 이를 그림으로 나타내면 Fig.13과 같다.

Fig.13. 기준연도 변경 전후의 한국의 분기별 실질 GDP



출처: 한국은행 경제통계시스템(ECOS)

주1: 연도 뒤 숫자 "4"는 해당 연도 4/4분기를 의미한다.

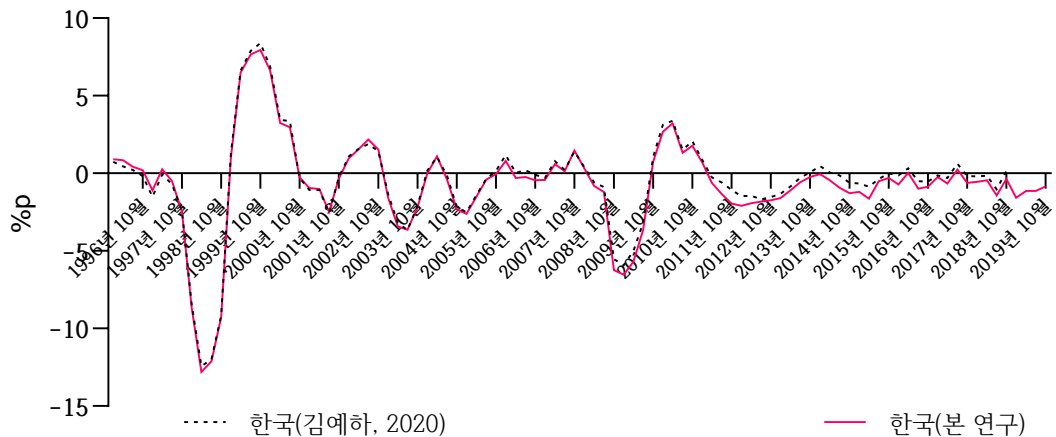
주2: 2020년 기준 한국은행은 기준연도가 2010년인 국민계정통계를 공개하고 있지 않다. 기준연도가 2010년인 실질 GDP 시계열은 저자가 2019년 6월 기준연도 변경 이전에 ECOS에서 다운로드 받아 저장해 둔 것이다.

Fig.13에서 기준연도가 2015년인 실질 GDP의 기울기가 기준연도가 2010년인 실질 GDP의 기울기에 비해 다소 가파른 것을 확인할 수 있다. 1997년부터 2018년까지 기준연도가 2010년인 실질 GDP는 연평균 약 4.4% 증가하였고, 기준연도가 2015년인 실질 GDP는 연평균 약 4.7% 증가하였다. 기간의 길이를 늘려 1990년부터 2018년까지의 연평균 증가율을 계산하면 기준연도가 2010년인 경우 약

10.0%, 기준연도가 2015년인 경우 약 10.6% 증가하여 두 실질 GDP 간 증가율 차이가 더욱 증가한다. 이러한 실질 GDP 시계열의 변화는 본 연구의 추정 결과에 직접적인 영향을 준 것으로 생각된다. Fig.11에서도 두 연구의 잠재성장률 추정치 간 차이가 시간의 흐름에 따라 더욱 증가하였기 때문이다.

실질 GDP의 기준연도 변경으로 인한 한국의 실질 GDP 증가율 갭에 미치는 영향은 Fig.14를 통해 확인할 수 있다. 김예하(2020)의 연구와 본 연구에 사용한 실질 GDP 시계열이 다르기 때문에, 실질 GDP 증가율과 잠재성장률 추정치 모두 두 연구에서 서로 다른 값을 가진다. 따라서 두 연구 간 실질 GDP 증가율 갭의 차이는 실질 GDP 증가율 또는 잠재성장률 둘 중 어느 한 변수의 값이 달라졌기 때문이 아니며, 계산에 사용된 데이터의 변화로 인해 두 변수의 값들이 모두 달라졌기 때문이라고 할 수 있다.

Fig.14. 기준연도 변경 전후의 한국의 실질 GDP 증가율 갭



출처: 김예하(2020)의 연구, 본 연구의 추정 결과  
 주: 실질 GDP 증가율 갭 = 실질 GDP 증가율 - 잠재성장률

Fig.14에서 두 연구의 실질 GDP 증가율 갭은 1996년부터 2008년까지는 서로 뚜렷한 차이를 보이지 않는다. 하지만 2009년부터 두 실질 GDP 증가율 갭이 서로 0.3%p 내외의 차이가 발생하였고, 이러한 차이가 2018년까지 지속되어 오고 있다.<sup>26</sup> 그리고 Fig.14에서도 시간의 흐름에 따라 두 연구의 실질 GDP 증가율 갭 간 차이가 증가하는 것을 확인할 수 있어, 기준연도 변경으로 인한 실질 GDP의 증가율 변화가 반영되었다고 할 수 있다.

본 연구의 잠재성장률 추정치가 김예하(2020)의 잠재성장률 추정치에 비해 높게 도출된 것은 단순히 한국 경제의 기초 체력이 개선된 것이라고 볼 수도 있지만, 잠재성장률의 하락 속도에는 유의미한 변화를 가져오지는 못하였다. 2000~2018년 동안 두 연구의 한국의 잠재성장률 추정치는 모두 3%p 내외로 하락하였고, 이는 Fig.5와 Fig.6의 다른 그 어떤 국가들보다도 빠른 속도로 하락해왔음을 의미한다. 그리고 Fig.14를 통해 다시 한 번 더 확인할 수 있는 점은 2010년 이후 한국 경제가 10년 동안 경기 침체를 겪어왔다는 것이다. 일부 시점에서 실질 GDP 성장률 갭이 양(+)의 값을 가지기는 하였지만, 경기가 구조적으로 개선되지는 않았던 것으로 보인다.

---

<sup>26</sup> 2009년부터 본 연구의 실질 GDP 성장률 갭이 김예하(2020) 연구의 값에 비해 지속적으로 낮게 형성되고 있는데, 이는 해당 시점에 기준연도 변경으로 인해 실질 GDP 증가율이 상승한 정도보다 잠재성장률이 상승한 정도가 매 시점 더 컸다는 것을 의미한다.

# Estimation and Comparison of Potential Growth Rates in East Asia Using a Semi-Structural Model

: Focusing on Korea, Japan, and Singapore

Ye-Ha Kim

Department of Economics

The Graduate School

Seoul National University

## **Abstract**

This study estimates and analyzes potential growth rates of Korea, Japan, and Singapore using Holston, Laubach, and Williams' (2017b) method, which reflects the New Keynesian model by Gali (2008). The estimation is conducted by building a state-space model with the dynamic IS curve and New Keynesian Phillips curve and applying the maximum likelihood estimation method based on the Kalman filter. The results reveal that the potential growth rate of Korea has rapidly decreased, whereas that of Japan has gradually increased since the global financial crisis, and that of Singapore has decreased at a slower pace than Korea. Moreover, the estimated potential growth rates of all three countries have been affected by major economic crises such as the Asian and global financial crises.

keywords: potential growth rate, semi-structural model, Kalman filter, New Keynesian model

*Student Number:* 2017-24510