

DSGE 모형을 이용한 추세와 경기순환변동분의 분해

황 영 진

(한양대학교 경제학부 조교수)

Trend/Cycle Decomposition Using DSGE Models

Youngjin Hwang

(Assistant Professor, Division of Economics, Hanyang University)

* 황영진: (e-mail) youngjinh@hanyang.ac.kr, (address) Hanyang University, 55, Hanyangdaehak-ro, Sangnok-gu, Ansan-si, Kyeonggi-do, 426-791, Korea

- Key Word: 필터링(Filtering), 추세 설정(Trend Specification), 경기순환(Business Cycles), DSGE(DSGE), 모형 평가(Model Evaluation)
- JEL Code: C52, E32
- Received: 2012. 1. 27 • Referee Process Started: 2012. 1. 31
- Referee Reports Completed: 2012. 10. 17

ABSTRACT

This paper decomposes and estimates trend/cyclical components of some key macro variables—GDP, inflation, and interest rate, using a simple DSGE model along with flexible trend specification. The extracted cyclical components of output and interest rate are similar to HP-filtered counterparts, despite some differences in persistence and volatility, while inflation resembles that from BK filtering. This implies that the usual practice of applying a single filtering method to the data of interest may be problematic.

When the baseline model is extended to incorporate consumption habit and price indexation, habit turns out to be important in explaining the persistence of business cycles. Comparison of several alternative models shows that the usual practice of estimation of DSGE model using filtered data leads to biased results. Finally, various sensitivity analyses illustrate that (1) allowing for correlation between structural cyclical shocks and trend shocks and (2) including irregular components (in inflation rate) may deliver interesting/important implication for gap estimates.

본 논문은 간단한 동태적 확률 일반균형(DSGE) 모형과 탄력적 추세를 고려한 비관측인자 모형을 결합하여, DSGE 모형의 추정과 추세/순환변동분의 분해를 동시에 시도하였다. 이를 통해 추정된 GDP 순환변동분은 공식 경기순환 국면과 상당 정도 부합하는 등 전반적으로 경기순환을 잘 반영하는 것으로 나타났다. 하지만 변동성과 지속성의 측면에서 통상적 필터링 방법을 이용한 경우와는 적지 않은 차이가 있었으며, 특히 GDP의 추세분은 상당한 변동성을 보이며 경기순응적 모습을 보였다.

추정된 순환변동분의 성격을 변수별로 살펴보면, GDP와 이자율의 경우는 HP 필터의 결과와 유사한 반면, 인플레이션의 경우는 (불규칙 변동분을 추가로 제외한 경우) BK 필터를 이용한 결과와 상대적으로 더 유사한 것으로 나타났다. 이는 분석대상 변수들에 임의의 단일한 필터링 방법을 적용할 경우, 경기순환분의 성격이 잠재적으로 왜곡되어 추출될 우려가 있음을 보여준다.

습관 및 가격연동을 포함한 확장모형을 고려한 경우, 습관은 경기변동의 지속성을 설명함에 있어 중요한 요소인 것으로 평가된 반면, 가격연동은 그 중요성이 제한적인 것으로 나타났다. 이러한 모형의 개별 요소들에 대한 평가 결과는, 사전 필터링된 자료를 이용하여 추정한 경우와 적지 않은 차이를 보여, 자료의 필터링과 모형의 추정을 분리하여 고려하는 일반적인 DSGE 모형의 추정 및 분석은 잠재적으로 오류의 가능성이 있음을 시사한다.

ABSTRACT

마지막으로 결과에 대한 다양한 민감도 분석 결과, (i) 순환변동 충격과 추세 충격이 상관관계를 가지는 경우, 추세 충격의 성격에 따라 추정된 GDP갭의 성격이 상당 부분 달라지기도 했으며, (ii) 불규칙 변동분의 포함 여부가 추정된 인플레이션갭의 성격 및 필립스 곡선의 기울기 등에 중요한 함의를 지니는 것으로 나타났다. 또한 (iii) 경기변동분을 VAR로 모형화한 경우, DSGE 모형을 이용한 경우에 나타나는 경기변동의 비대칭성을 제대로 나타내지 못하는 것으로 나타났다.

I. 머리말

대부분의 거시변수들은 장기적으로는 생산력 및 제도, 중·단기적으로는 경기변동, 계절적 요인 및 경제정책의 변화 등으로 인해 다양한 형태의 변동을 보인다. 이러한 거시변수의 변동 중 경기순환변동분을 추정하는 작업은 오랜 연구 주제였을 뿐 아니라, 경기 국면의 진단 및 거시경제정책의 효과 분석에도 유용하게 사용되는 등 정책적으로도 중요한 의미를 지닌다.

그동안 다양한 방법론 및 관련 연구에 힘입어 경기순환변동분을 추정하는 방법은 꾸준히 발전해 왔으며, 전통적으로는 확정적(deterministic) 추세를 상정하고 순환변동분을 추출하는 방법으로부터 시작하여, 확률적(stochastic) 추세를 고려하여 일계차분, 비관측인자(unobserved component) 모형을 이용하는 방법 등이 널리 이용되어 왔다. 하지만 일반적으로 각 필터링 방법에 의해 추출된 순환변동분의 특성은 변동성과 지속성 등의 측면에서 상당한 차이를 보이며, 추세 및 경기순환에 대한 뚜렷한 정의가 존재하지 않는다는 점을 고려할 때, 어느 방법에 의한 순환변동 추정치가 보다 정확하고 유용한지에 대해서는 합의가 이루어진 것으로 보기 힘들다.¹ 최근 경기변동에 관한 실증연구에서 널리 쓰이는 Hodrick-Prescott(HP) 필터 및 Baxter-King(BK) 필터 등의 경우에도, 관련된 여러 기술적(technical) 문제들—예를 들어 유한한 표본으로 인해 이상적(ideal) 필터 대신 근사화(approximate) 필터를 사용함으로써 발생하는 오차, 누출(leakage) 및 압축(compression) 등—을 차치하더라도 위에서 언급한 이슈로부터 자유롭다고 하기 어렵다.

위의 논의들을 감안할 때, 널리 쓰이는 여러 필터링 방법 및 그를 이용한 경기순환분의 추정에 있어서 고려해야 할 중요한 공통적 이슈들이 있으며, 그중 일부를 비판적으로 검토하면 다음과 같다. 첫째, 위에서 언급한 상당수의 필터링 방법은 암묵적으로 경기변동을 특정한 빈도(frequency)와 연관된 거시변수들의 변동으로 이해하고 있다. 예를 들어 BK 필터의 경우는 해당 변수의 총변동분 중 특정 빈도(일반적으로 6~32분기)

¹ 본 장에서 소개되는 개별 필터링의 구체적 방법과 장·단점을 상세히 논하는 것은 본 논문의 범위를 벗어나며, 이에 대해서는 Canova(1998, 2007) 및 DeJong and Dave(2007) 등을 참고할 수 있다.

에 걸친 변동을 경기순환으로 간주하며, 일종의 하이패스(high pass) 필터로 볼 수 있는 HP 필터의 경우에도 스무딩 파라미터(smoothing parameter)의 값을 통해 특정 빈도 이상의 변동은 순환변동분으로 처리하게 된다.² 하지만 경기순환 관련 변동이 특정 빈도에 국한되어 발생하는 것으로 생각하기는 어려우며, 동시에 경기변동과는 구분된 별도의 독립적 동학을 따르는 것으로 여겨지는 추세의 변동이 저빈도에 국한된 것으로 보기도 어렵다.³

둘째, 최근 이러한 필터들을 다변량의 경우로 확장하는 시도가 있지만(Azevedo[2008]; Dermoune, Djehiche, and Rahmania[2009]), 기존 연구에서는 개별 변수들을 대상으로 일변량(univariate) 필터를 이용하여 경기변동분을 추출하는 경우가 대부분이다. 하지만 경기변동의 주요한 특징 중 하나가 변수들의 공행성(comovement)이라는 점을 고려한다면, 이러한 일변량 필터를 이용한 방법은 경기변동과 관련한 주요 정보들을 필터링 과정에 충분히 반영하지 못할 우려가 있다.

셋째, 위에서 언급한 대부분의 필터링 방법은 기본적으로 통계적 접근에 기반한 것으로, 실질적으로 경기변동과 관련된 기존의 이론을 충분히 반영하지 못하고 있다. 이러한 ‘이론에 의존하지 않는 측정(measurement without theory)’은 경우에 따라 데이터의 특성에 대한 기술적(descriptive) 분석의 한 방법이 될 수 있지만, 필터링 방법에 따라 추정 결과가 상당한 차이를 보이며, 또한 특정 필터링 방법의 적용이 암묵적으로 대상 변수의 순환변동분의 성격을 사전적으로 규정하는 측면이 있다는 점을 고려하면 충분한 설득력이 있다고 보기 힘들다.

한편, 최근 경기변동에 관한 실증분석 및 다양한 거시정책들의 효과 분석 등에 널리 쓰이는 DSGE(dynamic stochastic general equilibrium) 모형을 이용한 연구에서는, 통상 불안정적(nonstationary) 성격을 보이는 원자료에 특정한 필터를 적용한 후, 이를 통해 얻은 순환변동분을 이용하여 모형의 추정 및 그에 따른 분석이 이루어진다. 하지만 이 경우, 사전 필터링 과정에서 암묵적으로 특정한 형태의 추세를 상정하게 되고, 그로 인해 원자료의 경기변동분의 성격 및 관련 정보에 잠재적으로 왜곡이 있을 수 있게 된다. 따라서 필터링 과정에서 추세 부분의 설정에 오류가 있을 경우, DSGE 모형이 제대

2 HP 필터에서는 분기 자료의 경우, 흔히 스무딩 파라미터의 값을 1,600으로 두고 있으나 이에 대한 이론적 근거는 충분하지 않으며, Trimbur(2006)는 변수의 성격에 따라 스무딩 파라미터의 값이 1,600과는 상당한 차이가 날 수 있음을 보이고 있다.

3 이와 관련하여, Andrieu(2008) 및 Aguiar and Gopinath(2007)는 신흥 경제(emerging economies)에서는 추세에 대한 충격 또는 영구적 충격이 경기변동의 주요 원인이 될 수 있으며, 이러한 충격은 일반적으로 특정 빈도가 아닌 전 빈도에 걸쳐 영향을 미칠 수 있음을 보여주고 있다.

로 설정되었다 하더라도, 전반적으로 모형의 모수 추정치에 편의(bias)가 발생하는 등 여러 문제가 발생할 수 있다.⁴

본 논문의 동기는 위에서 언급한 두 가지 이슈로부터 비롯되었다. 즉, 거시변수의 순환변동분을 추출하는 작업에 있어 임의적인 필터링 방법을 적용하기보다 이론적/구조적 접근이 필요하며, 동시에 임의적인 사전 필터링을 거친 자료를 이용하여 DSGE 모형을 추정하는 관례는 수정·보완할 측면이 있다는 점이다.

위와 같은 문제의식에 착안하여, 본 논문은 DSGE 모형의 추정과 거시변수의 추세/순환변동분의 분해를 동시에 시도하였다. 구체적으로, 분석대상이 되는 거시 원자료를 추세변동분과 경기변동분으로 구분하여, 추세변동분은 비관측인자 모형을 이용하여 신축적으로 모형화하였고, 경기변동분은 새 케인지언(new Keynesian) 이론을 기반으로 한 간단한 DSGE 모형으로 설정하였다.

이러한 접근법은 앞서 언급한 기존의 필터링 방법 및 통상적인 DSGE 모형의 추정에 비해 다음과 같은 장점을 지니는 것으로 평가할 수 있다. 첫째, 경기순환 관련 변동이 특정 빈도와 관련된 것으로 가정하거나 암묵적으로 추세의 성격을 상정하는 기존의 필터링 방법들과는 달리, 이러한 접근에서는 그러한 사전적 제약 없이 이론적 모형을 바탕으로 순환변동분과 추세 부분이 동시에 추정되게 된다.

둘째, 이와 같은 접근법에서는 명시적인 경제이론에 근거해 경기변동의 동학이 모형화됨에 따라, 추정된 순환변동분의 성격에 대해 자연스러운 경제학적 해석을 할 수 있게 된다. 특히 모형 설정에 따라 지속성 및 진폭 등 순환변동분의 성격이 바뀔 경우, 그 원인이 모형의 어떠한 이론적 요인에 기인한 것인지 등에 대한 분석이 가능해진다. 반면, 기존의 비관측인자 모형에서 순환변동분을 ARMA 모형 등으로 설정한 경우에는 이러한 분석이 근본적으로 불가능하다. 또한 이러한 접근법을 통한 순환변동분의 추출은 모형의 일반균형적 성격으로부터 자연스럽게 다변량 필터의 성격을 가지게 된다.

셋째, 이러한 방법은 사전 필터링을 거치지 않은 데이터를 이용하여 DSGE 모형의 추정 및 추세/경기 변동분의 분해를 동시에 실시한다는 점에서, 기존의 DSGE 관련 실증 연구와는 달리 자료의 정보 손실이나 왜곡 문제가 발생하지 않는다. 또한 이와 유사한 맥락에서, 개별 모형들에 대한 평가 및 비교에 있어, 사전 필터링을 거친 자료를 이용하는 기존 연구에 비해 보다 일반적인 관점에서의 모형 평가가 가능하다.

이와 같은 방법을 이용한 경기순환분 추출에서 중요한 이슈 중 하나는 경기변동의 동

4 이러한 점은 Cogley(2001), Gorodnichenko and Ng(2007) 및 Ferroni(2008) 등에 의해서도 제기되었다.

학을 나타내는 DSGE 모형의 타당성일 것이다. 특히 본 논문에서 고려하는 소규모 모형의 경우, 이러한 모형 설정 오류(model misspecification)가 잠재적인 문제로 제기될 수 있다. 이에 대해서는 다양한 추가 요인들을 포함하거나 여러 대안적 모형들을 고려하여 결과의 민감도를 살펴보았으며, 또한 베이지언 추정 및 이를 바탕으로 한 모형 비교 등을 통해 탄력적인 해석을 시도하였다.⁵

이러한 접근법을 통해 얻어진 순환변동분의 성격은 다음과 같이 요약할 수 있다. 우선 GDP 순환변동분은 전반적으로 경기순환 국면을 잘 반영하는 것으로 나타났으며, 널리 쓰이는 HP 필터를 이용하여 구한 순환변동분과도 유사한 모습을 보였다. 하지만 동시에 주목할 만한 차이점도 나타났다. 예를 들어 상대적으로 부드러운 추세를 상정하는 HP 필터의 경우에 비해 경기변동분의 진폭은 상대적으로 작은 반면, 추세의 변동성은 더 크게 나타났다. 특히 추세변동분도 경기순환과 밀접히 관련되어 경기순응적(procyclical) 모습을 보였으며, 그 크기도 상당한 것으로 추정되었다.

추출된 순환변동분의 성격을 변수별로 살펴보면, GDP와 이자율의 경우는 HP 필터를 이용한 결과와 유사한 반면, 인플레이션의 경우는 BK 필터 등의 밴드패스(band-pass) 필터의 경우와 상대적으로 더 유사하였다. 이러한 결과는 순환변동분의 추출에 있어, 분석대상 변수들에 임의의 필터링 방법을 일괄적으로 적용할 경우, 경기순환분의 성격이 잠재적으로 왜곡되어 추출될 우려가 있음을 보여준다.

다음으로 중규모 DSGE 모형에서 흔히 고려되는 소비 습관 및 가격연동(price indexation) 등을 포함한 확장모형을 고려한 경우, 습관은 경기변동의 지속성을 설명함에 있어 중요한 요소인 것으로 평가된 반면, 가격연동은 그 중요성이 제한적인 것으로 나타났다. 여기서 주목할 점은, 사전에 HP 필터를 거친 자료를 이용한 경우, 이러한 개별 요인에 대한 평가 및 모형 비교 결과가 상당 부분 다르게 나왔다는 사실이다. 이는 사전적으로 필터링 과정을 거친 자료를 이용하는 일반적인 DSGE 모형의 추정 및 이를 바탕으로 한 모형 비교 등의 분석은 잠재적으로 오류가 있을 수 있음을 시사하고 있다.

마지막으로, 다양한 대안적인 모형 설정을 통해 추정된 순환변동분의 성격을 살펴본 경우에도 다음과 같은 흥미로운 결과가 나타났다. (1) 추세 부분에 대한 충격과 경기순

5 한편, 이와 같이 확률적으로 시변하는(time-varying) 추세를 상정하는 DSGE 모형을 고려하는 경우, 추세 증가율이 상수임을 가정하는 경우에 비해 데이터의 적합도(fit)를 제고할 수 있는 등 통계적 측면에서는 매력적이긴 하나, 이론모형과 추정모형 사이에 괴리가 발생할 우려가 있으며, 그에 따른 추정치에 대한 편익의 문제도 발생할 수 있다. 하지만 시변 추세하에서 모형의 정확한 해를 구하고 추정하는 과정은 현실적으로 아주 힘들므로, 본 논문에서의 추정방법은 일종의 근사화에 근거한 것으로 볼 수 있다. 이 점을 지적해 주신 익명의 검토자 분께 감사드린다.

환변동분에 대한 구조적 충격 간의 상관관계를 허용하는 경우, 추세 충격의 성격에 따라 추정된 순환변동분의 모습이 상당 부분 달라지기도 하였다. 특히 순환변동 충격이 추세 수준에 대한 충격과 상관관계를 가질 경우, 추정된 순환변동분은 지속성이 감소하는 등 뚜렷한 경기변동 양상을 보이지 않았다. (2) 추세와 경기순환분 외에 추가로 불규칙 요인을 포함한 경우, 추정된 인플레이션갭의 성격 및 (필립스 곡선의 기울기 등) GDP갭과의 동태적 상관관계 등에는 상당한 차이가 발견되었다. (3) 경기변동분을 VAR로 모형화한 경우에는, DSGE 모형을 이용한 경우에 나타나는 경기변동의 비대칭성을 제대로 나타내지 못하는 것으로 나타났다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 제Ⅱ장에서는 추세변동분의 설정 및 경기변동분을 나타내는 간단한 DSGE 모형에 대한 소개를 통해 모형의 기본적 접근법과 그를 통해 얻은 추정 결과를 소개한다. 이어 제Ⅲ장에서는 기본모형에 습관 및 가격연동을 추가로 고려한 확장모형을 이용한 추정 결과를 살펴본다. 제Ⅳ장에서는 대안적인 추세변동분의 설정, 충격들의 상관관계 허용 등 다양한 추가적인 모형 설정을 통해 추출된 순환변동분의 성격이 어떻게 달라지는지 비교해 본다. 마지막으로 제Ⅴ장에서는 본 논문의 주요 함의를 정리하고 향후 과제를 제시하며 마무리한다.

Ⅱ. 추세 및 경기순환변동분의 설정

본 장에서는 추세와 순환변동분의 설정 등 전반적 모형을 간단히 소개하며, 이후 확장·변형되는 모형들은 이를 기반으로 한 것이다. 우리의 관심인 거시변수의 로그값(x_t)이 추세 부분(x^T)과 경기순환변동분(x^C)으로 구성되어 있다고 하자.⁶

$$x_t = x_t^T + x_t^C. \quad (1)$$

이 중 추세 부분의 변동은 다음과 같이 설정한다.

$$x_t^T = x_{t-1}^T + \mu_t + \nu_t, \quad \nu_t \sim i.i.d.(0, \Sigma_\nu), \quad (2)$$

6 보다 일반적으로는 계절 변동분(x_t^S)과 불규칙 변동분(x_t^{ir})을 포함하여 원자료를 다음과 같이 분해하는 것도 가능하다: $x_t = x_t^T + x_t^C + x_t^S + x_t^{ir}$. 이 중 불규칙 변동분을 포함하는 경우에 대해서는 제Ⅳ장에서 논의하고 있다.

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim i.i.d.(0, \Sigma_\eta). \quad (3)$$

이를 간단히 설명하면, 추세는 표류항을 가지는 임의보행과정을 따르며, 추세 증가율을 나타내는 표류항은 별도의 임의보행과정을 따르며 시간에 따라 변하게 된다. 이러한 추세변동은 $\Delta^2 x_t^r = \eta_t + \nu_t - \nu_{t-1}$ 과 같이 나타낼 수 있어 일종의 $ARIMA(0, 2, 1)$ 모형에 해당된다.

이러한 추세변동분의 모형 설정은 간단한 형태임에도 불구하고 앞서 언급한 다양한 형태의 필터들을 포괄하는 것으로 생각할 수 있다. 예를 들어 (간단히 일변량의 경우를 고려할 때) $\sigma_\nu^2 > 0$ 이고 $\sigma_\eta^2 > 0$ 이며 $\sigma_\eta^2/\sigma_\nu^2$ 가 충분히 큰 값을 가질 경우, 추세는 부드러운 비선형의 형태를 띠게 된다. 한편, $\sigma_\nu^2 = 0$ 일 경우 추세는 $I(2)$ 과정을 따르게 되며, 반면 $\sigma_\eta^2 = 0$ 이면 추세는 표류항이 상수인 임의보행과정을 따르게 된다. 마지막으로 $\sigma_\nu^2 = \sigma_\eta^2 = 0$ 인 경우는 확정적 추세에 해당된다.⁷

위와 같은 추세변동분의 설정 및 추정에 있어 몇 가지 고려해야 할 이슈들이 있다. 첫 번째 고려 사항은 개별 변수의 추세 충격들이 서로 독립임을 가정할지의 여부이다. 우선 기본 및 확장 모형에서는 추세 충격의 공분산 행렬이 대각행렬인 경우를 고려하고, 이후 개별 변수들의 추세변동이 상관관계를 가지는 경우를 살펴보기로 한다. 또 다른 고려 사항은 추세 수준에 대한 충격(ν_t)의 포함 여부이다.⁸ 이 항을 제외할 경우, 이는 암묵적으로 보다 완만하고 ‘부드러운’ 추세를 상정하는 셈이 되며, 대상 변수의 성격과 무관하게 사전적으로 이러한 제약을 두는 것은 문제가 있을 수 있다(Harvey and Jaeger[1993]). 기본 및 확장 모형에서는 먼저 위의 제약이 없는 ‘탄력적인’ 추세변동의 경우를 상정하고, 이후 이러한 제약의 유무에 따라 결과가 얼마나 민감하게 달라지는지 살펴보기로 한다.

다음으로 경기순환변동분에 대해서는 GDP, 인플레이션, 이자율을 포함하는 거시모형을 고려하며, 구체적으로 순환변동분 $x_t^c = \{y_t^c, \pi_t^c, r_t^c\}$ 의 동학은 다음과 같은 간단한 새케인지언 DSGE 모형에 의해 나타난다고 하자.⁹

7 식 (2)~(3)과 같은 설정이 해당 변수들이 반드시 $I(2)$ 과정을 따른다는 것을 상정하는 것은 아니다. 실제 다양한 여러 단위근 검정 결과는 $I(2)$ 과정의 가설 기각 여부에 대해 일관된 결론을 제시하지 않고 있다. 따라서 이러한 설정은 통계적 검정에 의한 것이라기보다는 탄력적인 형태의 추세의 성격을 반영하기 위한 것으로 생각할 수 있다. 이와 관련된 논의는 제IV장에서 다루고 있다.

8 혼동을 줄이기 위해 이후 사용되는 용어를 미리 정리하면 다음과 같다. ‘추세 수준(에 대한) 충격’ 및 ‘추세 증가율(에 대한) 충격’은 각각 식 (2)의 ν_t 와 식 (3)의 η_t 를 의미하며, 구조적 충격은 DSGE 모형의 충격을 나타낸다. 한편, ‘탄력적 추세’는 식 (2)~(3)과 같은 추세 설정을, 그리고 ‘부드러운 추세’는 추세 수준 충격이 제외되어 추세가 $I(2)$ 과정을 따르는 경우를 의미한다.

$$y_t^c = E_t[y_{t+1}^c] - \frac{1}{\gamma}(r_t^c - E_t[\pi_{t+1}^c]) + z_t^y, \quad (4)$$

$$\pi_t^c = \beta E_t[\pi_{t+1}^c] + \frac{(1-\theta_p)(1-\beta\theta_p)}{\theta_p} y_t^c + z_t^\pi, \quad (5)$$

$$r_t^c = \rho_r r_{t-1}^c + (1-\rho_r)(\phi_y y_t^c + \phi_\pi \pi_t^c) + z_t^{mp}. \quad (6)$$

위에서 일명 ‘동태적 IS 곡선’으로 불리는 식 (4)는 산출량과 실질이자율 간의 동태적 관계를 나타내며, 두 변수 간의 정량적 관계는 상대적 위험회피계수(γ)의 크기에 의해 결정된다. 식 (5)는 새 케인지언 필립스 곡선으로서 금기의 인플레이션은 기대 인플레이션과 GDP갭(실제치와 추세의 차이)의 함수로 나타나며, 가격 경직성하에서 매기에 일정한 확률(θ_p)로 가격을 설정하는 (중간재) 기업의 최적화 조건으로부터 유도할 수 있다(β 는 시간선호 할인자이다). 마지막으로 식 (6)은 테일러 준칙(Taylor-rule) 타입의 통화정책함수로 이자율은 전기의 이자율, 인플레이션갭 및 GDP갭에 반응하는 것으로 설정하였다.

각 변수는 매기 z_t^y , z_t^π 및 z_t^{mp} 의 구조적 충격을 받으며, 각각 수요/선호 충격, 공급/비용상승 충격 및 통화정책 충격으로 해석이 가능하다. 이들 충격은 다음과 같은 확률 과정을 따르는 것으로 설정하였다.

$$\begin{aligned} z_t^y &= \rho_y z_{t-1}^y + \epsilon_t^y, & \epsilon_t^y &\sim i.i.d.(0, \sigma_y^2), & -1 < \rho_y < 1; \\ z_t^\pi &= \rho_\pi z_{t-1}^\pi + \epsilon_t^\pi, & \epsilon_t^\pi &\sim i.i.d.(0, \sigma_\pi^2), & -1 < \rho_\pi < 1; \\ z_t^{mp} &= \epsilon_t^{mp}, & \epsilon_t^{mp} &\sim i.i.d.(0, \sigma_{mp}^2). \end{aligned} \quad (7)$$

DSGE 모형을 바탕으로 순환변동분을 모형화하고 탄력적인 추세를 상정한 위와 같은 접근법에서는, 매기 각 변수는 세 종류의 충격(두 추세 충격 및 구조적 순환변동 충격)에 영향을 받으며, 추세/순환변동분의 성격은 원자료 및 순환변동분의 동학에 따라 결정됨에 주목하자.

식 (4)~(7)과 같이 로그선형화된 DSGE 모형은 합리적 기대하의 선형 차분방정식의 해를 구하는 일반적인 방법을 통해 풀 수 있고(Blanchard and Khan[1980]; Uhlig[1999];

9 소개된 새 케인지언 모형은 기존의 연구 및 관련 문헌을 통해 잘 알려져 있으므로 유도과정은 생략한다. 개별 식들에 대한 유도과정 및 관련된 논의에 대해서는 Gali(2008) 및 Walsh(2010) 등을 참고하기 바란다.

Klein[2000]; Sims[2001]), 이 중 Uhlig(1999)의 방법을 이용하면 모형의 해는 다음과 같이 나타난다.

$$\tilde{x}_t = RR(\theta)\tilde{x}_{t-1} + SS(\theta)z_t, \quad (8)$$

$$\tilde{y}_t = PP(\theta)\tilde{x}_{t-1} + QQ(\theta)z_t, \quad (9)$$

$$z_t = NN(\theta)z_{t-1} + \epsilon_t, \quad (10)$$

여기서 θ 는 모형의 모수를 나타내는 벡터이며, $\tilde{x}_t = \{y_t^c, r_t^c\}$ 는 상태변수 벡터, $\tilde{y}_t = \pi_t^c$ 는 내생변수, $z_t = \{z_t^y, z_t^\pi, z_t^{mp}\}$ 및 $\epsilon_t = \{\epsilon_t^y, \epsilon_t^\pi, \epsilon_t^{mp}\}$ 는 충격과정 항들의 벡터를 나타낸다.

식 (1)~(3)과 (8)~(10)을 결합하면, 모형의 전체적인 체계는 다음과 같은 측정 방정식(measurement equation)과 이전 방정식(transition equation)으로 구성된 상태-공간 모형(state-space model)으로 나타낼 수 있다.

$$X_t = H(\theta)\xi_t, \quad (11)$$

$$\xi_{t+1} = F(\theta)\xi_t + G(\theta)\zeta_{t+1} \quad (12)$$

여기서 $X_t = \{y_t, r_t, \pi_t\}'$, $\xi_t = \{x_t^\tau, \mu_t, \tilde{x}_{t-1}, z_t\}'$, $\zeta_t = \{\nu_t, \eta_t, \epsilon_t\}'$ 이며, 행렬의 구체적 형태는 다음과 같다.

$$H = \begin{bmatrix} I_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 3)} & RR_{(2 \times 2)} & SS_{(2 \times 3)} \\ 0_{(3 \times 3)} & I_{(3 \times 3)} & PP_{(1 \times 2)} & QQ_{(1 \times 3)} \end{bmatrix},$$

$$F = \begin{bmatrix} I_{(3 \times 3)} & I_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 2)} & 0_{(3 \times 3)} \\ 0_{(3 \times 3)} & I_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 2)} & 0_{(3 \times 3)} \\ 0_{(2 \times 2)} & 0_{(2 \times 2)} & RR_{(2 \times 2)} & SS_{(2 \times 3)} \\ 0_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 2)} & NN_{(3 \times 3)} \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} I_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 3)} \\ 0_{(3 \times 3)} & I_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 3)} \\ 0_{(2 \times 3)} & 0_{(2 \times 3)} & 0_{(2 \times 3)} \\ 0_{(3 \times 3)} & 0_{(3 \times 3)} & I_{(3 \times 3)} \end{bmatrix}.$$

식 (11)~(12)와 같은 상태-공간 모형의 우도(likelihood)는 칼만필터(Kalman filter)를 이용하여 계산할 수 있으며, 일반적인 수치적 방법(numerical method)을 통해 극댓값 등을 계산할 수 있다. 본 논문에서는 베이지언(Bayesian) 방법을 이용하여 모형을 추정하였으며, 모수에 대한 적절한 사전분포를 설정한 후,¹⁰ 메트로폴리스-헤이스팅즈 알고리즘(Metropolis-Hastings algorithm)을 이용하여 추정치의 사후분포를 구하였다.¹¹

모형의 추정에는 1991: I~2009: IV 동안의 분기 자료를 이용하였으며, 관측변수(observables)로는 (계절조정) 실질GDP, 인플레이션율(전기 대비 소비자물가 상승률), 이자율(콜금리)이 사용되었다. 추정에 앞서 소비자물가지수는 X12-ARIMA 방법을 통해 계절조정하였으며, 분기별 상승률을 연율로 환산하여 사용하였다.

모형의 추정에 앞서 비교를 위해 일계차분(FD), 선형 추세 제거(LT), HP 필터 및 BK 필터를 이용하여 세 변수의 순환변동분을 추출했으며, 그 결과가 <Table 1> 및 [Figure 1A]~[Figure 1B]에 정리되어 있다. 널리 알려진 바와 같이, 추출된 순환변동분은 필터링 방법에 따라 변동성과 지속성의 측면에서 상당히 다른 모습을 보여주고 있다. 예를 들어 선형 추세를 제거하고 추출한 순환변동분은 상대적으로 지속적인 형태를 보이는 반면, 일계차분을 통해 얻어진 순환변동분은 단기간에도 상당한 변동을 보이고 있다. 이러한 특징은 스펙트럼에도 반영되어 선형 추세를 제거한 경우에는 저빈도 변동분이 상대적으로 많이 남아 있는 반면, 일계차분의 경우에는 상대적으로 고빈도 변동분이 상당 부분을 차지하고 있다. 마지막으로 인플레이션의 경우, BK 필터를 제외한 다른 경우에는 통상적으로 여겨지는 경기변동 관련 빈도(6~32분기) 밖에서도 상당한 변동이 나타나는 점은 주목할 만하다.

기본모형에 의해 추정된 세 변수의 순환변동분 및 추세가 [Figure 2A]~[Figure 2B]에 나타나 있다. 우선 눈에 띄는 점은, GDP의 경우 1998년의 외환위기 및 2008년의 글로벌 금융위기 시의 급격한 위축 등 경기변동 양상을 뚜렷하게 보여주고 있으며, 공식 경기순환 국면과도 상당 부분 부합하는 것으로 나타났다. 반면, 인플레이션 및 이자율의 경우에는 순환변동분이 공식 순환 국면과 뚜렷이 관련되는 모습을 관찰할 수는 없었으나, 두 변수 모두 추세가 점진적으로 감소하는 모습을 보여주고 있다. 특히 외환위기를

10 모수들에 대해 설정한 사전분포는 <Table 3>에 나타나 있으며, 위험회피계수, 가격경직성 모수 등 기존의 DSGE 연구에서 흔히 쓰였던 모수들에 대해서는 기존 문헌에서 널리 쓰였던 값을 이용하였다. 한편, 충격의 표준편차에 대해서는 기존 연구를 참고하기가 어려우므로, 우선 추세 충격과 구조적 충격에 대해 동일한 사전평균값을 설정하였으며, 사전분포에 의해 모수의 추정치가 지나치게 영향을 받는 것을 막기 위해 상대적으로 큰 값(0.5)으로 설정하였으며, 이보다 크거나 작은 값을 이용한 경우에도 결과에는 거의 차이가 없었다.

11 이후 보고되는 결과는 모두 DSGE 모형 추정에 널리 사용되는 소프트웨어인 Dynare를 이용하여 추정하였으며, 250,000번의 임의추출 중 처음 50,000번을 제외한 나머지를 이용하여 계산된 것이다. 사후분포의 계산에 있어서는 통상적인 최적화 방법의 적용이 쉽지 않아, 몬테카를로 기반 최적화 방법(Monte Carlo based optimization routine)을 이용하여 최빈수(mode)를 구하였으며, 이후 이를 바탕으로 메트로폴리스-헤이스팅즈 알고리즘을 실행하였다. 또한 한계우도확률(marginal likelihood)은 Geweke(1999)의 수정조화평균법(modified harmonic mean)을 이용하여 계산하였다. 마지막으로 마르코프 체인(Markov chain)의 수렴 여부는 체인 내 및 체인 간 적률(moments)을 비교한 Brooks and Gelman(1998)의 방법을 이용하여 확인하였다.

<Table 1> Summary Statistics of Cyclical Components

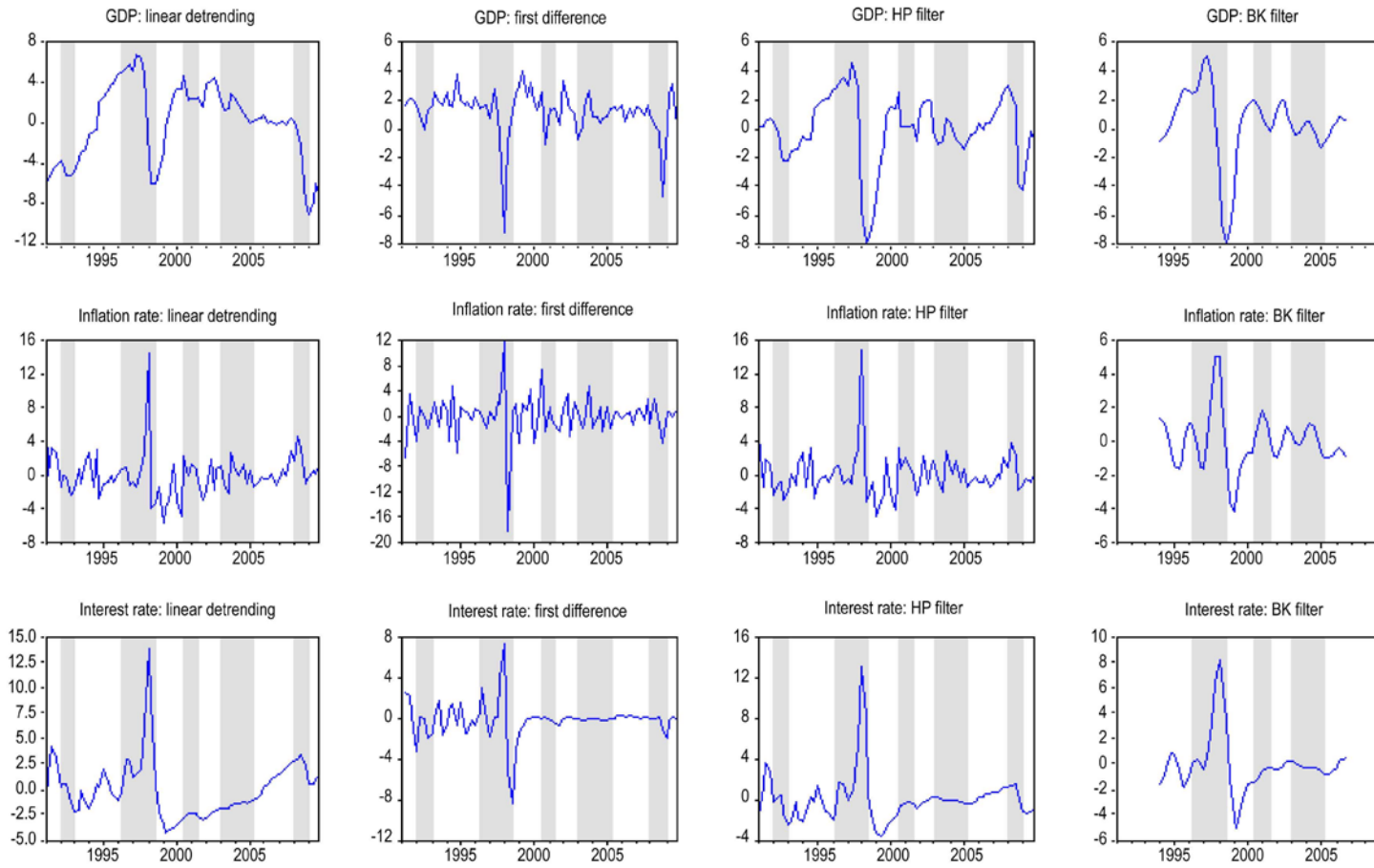
Filter	AR(1)	AR(2)	AR(3)	AR(4)	st. dev.	Skewness	Kurtosis
A. GDP							
LT	0.845	0.619	0.415	0.297	3,902	-0.410	2.260
FD	0.372	0.099	-0.086	-0.129	1,574	-2.669	14.663
HP	0.813	0.504	0.196	-0.002	2,470	-1.086	4.691
BK	0.891	0.611	0.256	-0.063	2,549	-13.328	5.577
DSGE M1	0.681	0.261	-0.094	-0.253	1,566	-1.184	5.668
DSGE M2	0.743	0.348	-0.011	-0.027	1,897	-1.366	5.892
DSGE M3	0.774	0.409	0.063	-0.140	2,069	-1.402	5.804
DSGE M4	0.565	0.093	-0.230	-0.317	1,140	-1.476	7.037
B. Inflation rate							
LT	0.112	0.041	0.060	-0.167	2,673	1.979	12.381
FD	-0.434	-0.079	0.153	-0.116	3,503	-1.331	12.285
HP	0.052	-0.026	0.015	-0.210	2,554	2.528	15.879
BK	0.776	0.257	-0.258	-0.513	1,704	0.645	5.201
DSGE M1	0.070	-0.054	-0.005	-0.195	2,479	2.995	19.563
DSGE M2	0.063	-0.065	-0.016	-0.205	2,467	3.015	19.834
DSGE M3	0.056	-0.067	-0.014	-0.204	2,458	3.104	20.416
DSGE M4	0.075	-0.054	-0.008	-0.196	2,478	2.956	19.502
C. Interest rate							
LT	0.801	0.487	0.295	0.189	2,895	1.881	9.298
FD	0.308	-0.308	-0.225	-0.134	1,823	-0.394	11.823
HP	0.700	0.240	0.001	-0.098	2,349	2.935	16.154
BK	0.848	0.480	0.075	-0.206	2,316	1.618	7.547
DSGE M1	0.683	0.222	-0.034	-0.167	1,747	2.959	17.549
DSGE M2	0.667	0.190	-0.071	-0.203	1,749	3.041	17.959
DSGE M3	0.669	0.196	-0.065	-0.198	1,724	3.011	17.970
DSGE M4	0.667	0.183	-0.073	-0.193	1,800	3.125	18.312

Note: AR(p) indicates p-th order autocorrelation of individual series. See the main text for description of DSGE models.

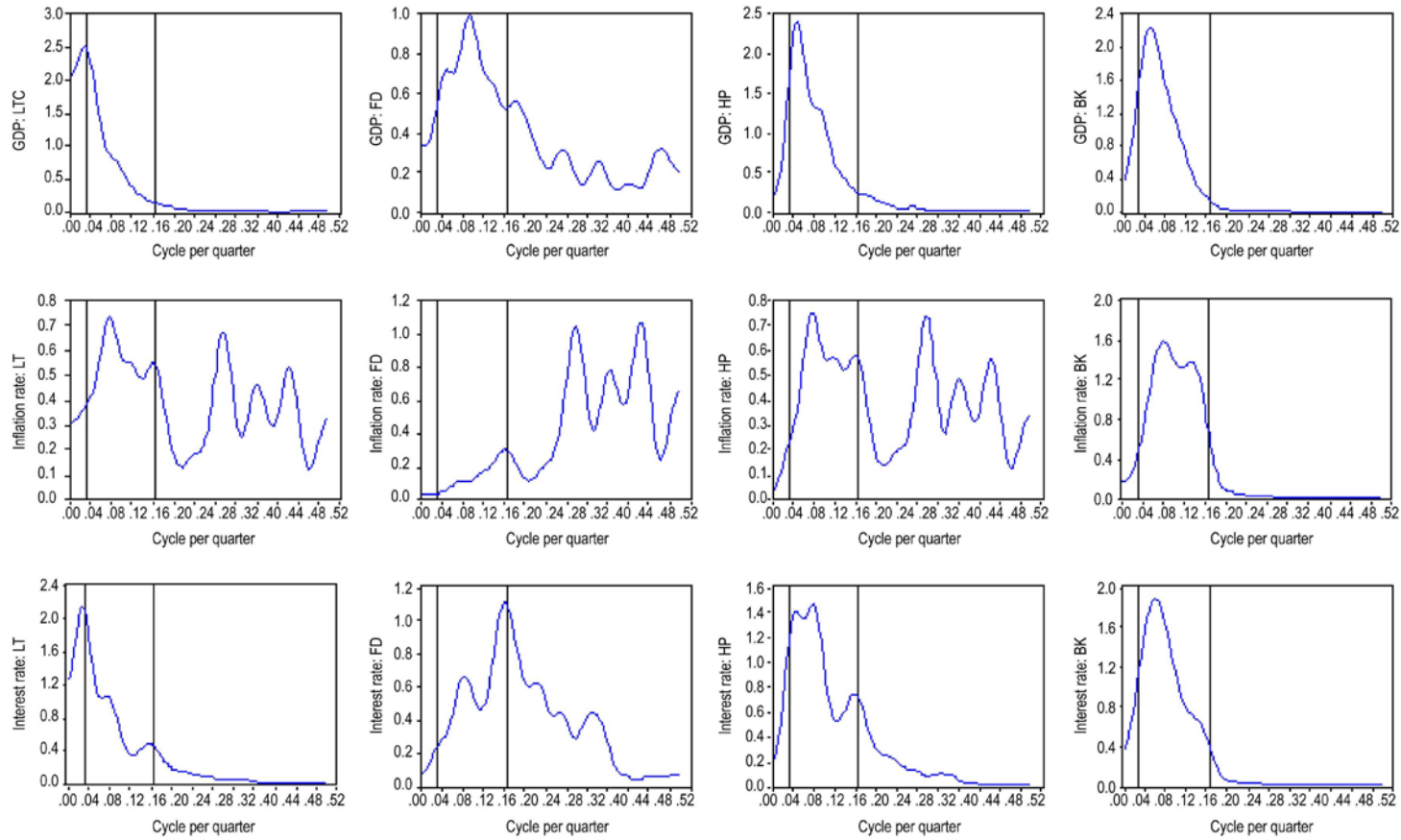
기점으로 하여 이후 이자율의 추세는 큰 폭으로 감소하였으며, 인플레이션은 약 3% 안팎의 수준에서 안정적으로 유지되는 모습을 보여주고 있다.

추정된 GDP 순환변동분의 모습은 HP 필터를 이용한 결과와 전반적으로 유사한 모습을 보이긴 했지만, 동시에 적지 않은 차이도 나타났다. 우선 <Table 1>과 [Figure 2A]에서 나타나듯이 본 논문의 모형에 의해 추정된 GDP 순환변동분은 HP 필터를 거친 경우에 비해

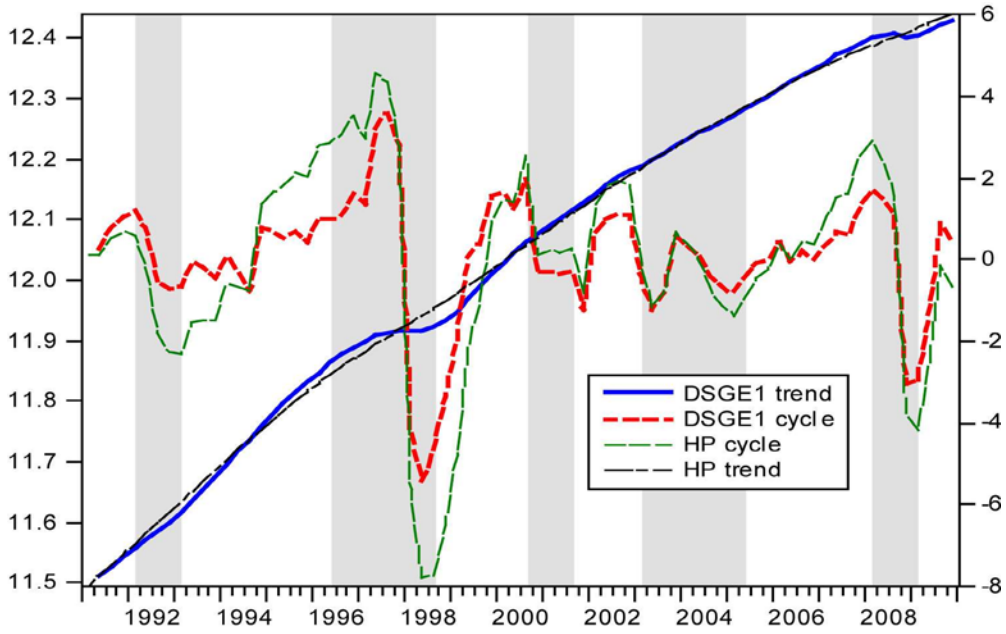
[Figure 1A] Cyclical Components of GDP, Inflation, and Interest Rate



[Figure 1B] Cyclical Components of GDP, Inflation, and Interest Rate (spectra)

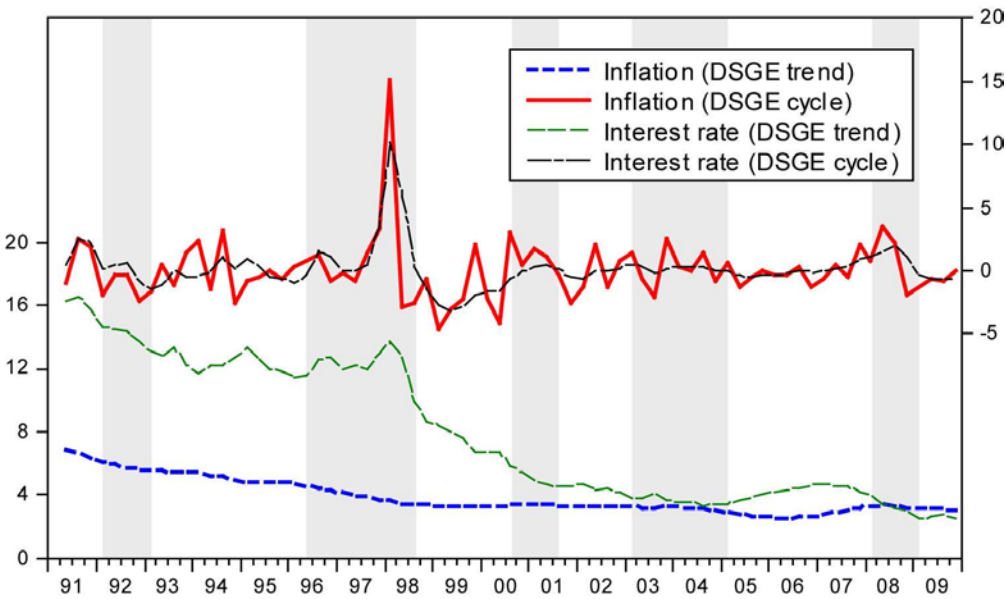


[Figure 2A] Trend and Cyclical Components of GDP



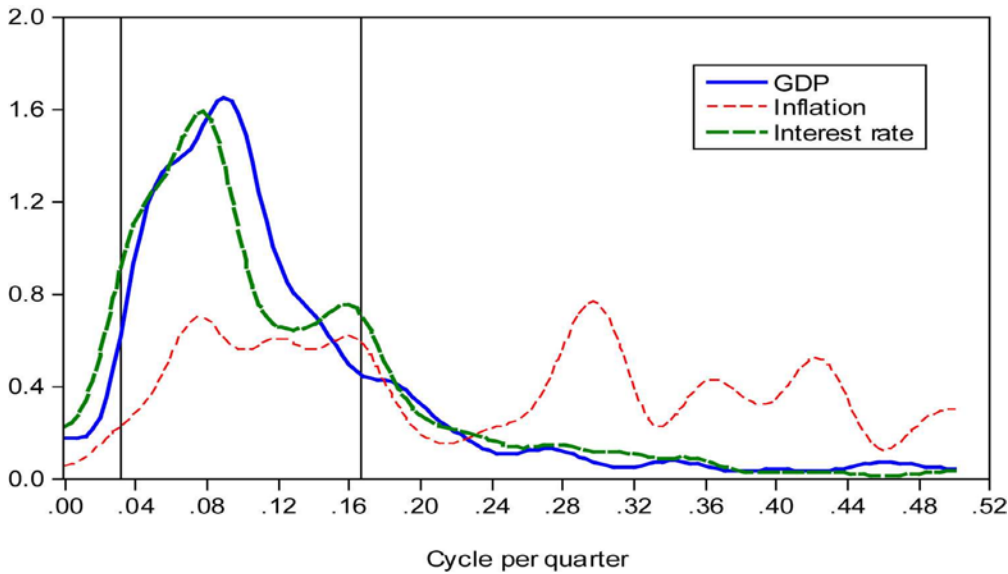
Note: Trend (left axis), cycle (right axis).

[Figure 2B] Trend and Cyclical Components of Inflation and Interest Rate



Note: Trend (left axis), cycle (right axis).

[Figure 2C] Spectra of Cyclical Components



상대적으로 진폭이 더 적은 반면, 추세변동분은 경기변동과 밀접한 관련을 보이며 경기 동행적(pro-cyclical)인 모습을 보이는 것으로 나타났다.¹² 구체적으로 추세 수준 충격(ν_t^y)은 외환위기 및 최근의 금융위기 기간 동안 0.5%가량 감소하였으며, 추세 증가율 충격(η_t^y)과 결합된 경우, 추세분은 약 1% 가까이 감소한 것으로 나타났다. 앞서 언급한 두 불황기 동안의 GDP 성장률이 -5% 안팎이었음을 고려하면 이는 적지 않은 수치이다. 또한 추세 충격의 표준편차는 각각 $\hat{\sigma}_{\nu}^y = 0.372$ 및 $\hat{\sigma}_{\eta}^y = 0.365$ 로 추정되어,

12 위와 같은 HP 필터를 이용한 순환변동분의 추출 결과와의 비교에 있어서는 다음의 논의가 도움이 될 것이다. 본 논문의 식 (1)~(7)과 같은 모형에 HP 필터를 적용한 경우 파워전이함수(power transfer function)는 다음과 같이 나타난다(Harvey and Jaeger[1993]).

$$f_{HP}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \frac{4(1 - \cos\omega)^2}{[\lambda^{-1} + 4(1 - \cos\omega)^2]^2} [\sigma_{\eta}^2 + 2(1 - \cos\omega)\sigma_{\nu}^2 + 4(1 - \cos\omega)^2 g^c(\omega)]$$

여기서 λ 는 스무딩 파라미터의 값이며, $g^c(\omega)$ 는 순환변동분의 스펙트럼 생성함수(spectral generating function)이다. 위 식을 간단히 설명하면, 식 (1)~(7)과 같은 모형으로부터 생성된 시계열 자료에 HP 필터를 이용하여 경기순환분을 추출할 경우, 그 스펙트럼은 세 기여분(추세분의 I(2) 및 I(1), 그리고 순환변동분에 해당하는 안정적인(stationary) I(0) 부분)의 합으로 생각할 수 있다(통상적인 스무딩 파라미터 값($\lambda = 1,600$)을 이용할 경우, I(2) 및 I(1) 부분은 각각 40분기 및 30분기 근방에서 정점을 이루는 스펙트럼을 가지며, 20분기 이하 중·단기 변동의 대부분은 I(0)에 해당하는 순환변동분으로 걸러진다). 따라서 이 경우 HP 필터를 통해 추출된 순환변동분의 성격 및 스펙트럼의 전반적인 형태는 각 부분의 상대적 크기에 의해 결정되며, 추세변동분이 안정적인 I(0) 부분의 변동에 비해 상대적으로 클수록 저빈도 변동이 순환변동분으로 더 처리되게 된다.

〈Table 2〉 Cross-correlation between Shocks

k	$corr(e_t, \eta_{t+k})$	$corr(e_t, \nu_{t+k})$	$corr(\nu_t, \eta_{t+k})$
-4	0.1355	-0.0681	0.2344
-3	0.2044	-0.0226	0.3653
-2	0.2646	0.2594	0.5548
-1	0.1184	0.4210	0.5358
0	-0.1489	0.7508	0.3531
1	-0.7166	-0.0680	-0.3626
2	-0.6363	-0.3503	-0.5451
3	-0.3806	-0.4694	-0.5627
4	-0.0581	-0.2839	-0.3719

분석기간 동안 GDP 성장률의 표준편차(1.574%)를 감안하면 추세의 변동성도 상당한 수준인 것으로 나타났다.

이러한 결과에 대해 탄력적인 추세를 상정하는 모형의 설정으로부터 경기변동분이 과소 추정되었을 가능성을 생각해 볼 수도 있다. 즉, 불황기 동안의 GDP 감소분 중 (모형 설정상의 오류 등의 문제로) 모형의 경기변동분으로 충분히 설명되지 않는 부분에 대해 추세 부분이 추가적으로 감소하면서 이와 같은 결과가 나타날 수도 있다. 이에 대해서는 충격들의 동태적 상관관계를 요약한 〈Table 2〉가 실마리를 제공해 주고 있다. 우선 순환변동분의 구조적 충격은 동시적으로는 추세 수준/증가율에 대한 충격과 각각 양/음의 상관관계를 보이고 있으며, 양(음)의 구조적 충격에 대해 추세 충격들은 이후 상당 기간에 걸쳐 감소(증가)하는 모습을 보이고 있다. 이는 경기변동과정에서 두 종류의 추세 충격은 서로 일종의 완충작용을 하며 비교적 부드러운 추세를 유지하려 하는 것으로 볼 수 있으며, 따라서 경기변동분에 대한 과소 추정 가능성은 낮아 보인다.¹³

이상의 결과는 경기변동을 부드러운 장기 추세로부터의 일시적 이탈(deviation)로 해석하는 일반적인 해석과는 다른 함의를 전달하고 있으며, 특히 Andrieu(2008)이 언급한 바와 같이, 추세변동이 저빈도에 국한된 것이 아니라, 잠재적으로 경기변동 주기를 포함한 전체 빈도에 걸쳐 나타날 수 있음을 보여주고 있다. 따라서 BK 필터 등과 같이 빈도 영역(frequency domain)에서 특정 구간을 대상으로 순환변동분을 걸러내는 필터링

13 또한 이들 충격들 사이에 상관관계를 허용하는 경우에도 상관관계는 음(-)의 값을 가지는 것으로 추정되어, 과소 추정의 가능성은 낮은 것으로 나타났다. 이에 대해서는 제Ⅳ장에서 보다 자세히 논의할 것이다.

〈Table 3〉 Prior and Posterior Distribution of Structural Parameters (Baseline Model)

	Prior distribution			Posterior distribution		HP	
	dist.	mean	st. dev.	mean	90% C. I.	mean	90% C. I.
γ	G	1.5	0.5	2.656	(1.675, 3.564)	3.061	(2.168, 3.912)
β	B	0.95	0.02	0.944	(0.914, 0.977)	0.942	(0.910, 0.974)
θ_p	B	0.5	0.2	0.229	(0.028, 0.441)	0.297	(0.103, 0.483)
ϕ_y	B	0.5	0.2	0.602	(0.272, 0.916)	0.622	(0.345, 0.892)
ϕ_π	B	1.5	0.3	1.359	(1.017, 1.697)	1.370	(1.055, 1.691)
ρ_r	B	0.5	0.2	0.661	(0.564, 0.756)	0.644	(0.571, 0.714)
ρ_y	B	0.5	0.2	0.827	(0.710, 0.965)	0.814	(0.722, 0.910)
ρ_π	B	0.5	0.2	0.350	(0.103, 0.593)	0.212	(0.059, 0.356)
σ_y	IG	0.5	∞	0.403	(0.230, 0.578)	0.488	(0.306, 0.662)
σ_π	IG	0.5	∞	2.020	(1.401, 2.653)	2.065	(1.673, 2.458)
σ_{mp}	IG	0.5	∞	0.886	(0.281, 1.313)	1.255	(1.070, 1.427)
$\sigma_{\eta,y}$	IG	0.5	∞	0.365	(0.129, 0.610)		
$\sigma_{\eta,\pi}$	IG	0.5	∞	0.173	(0.100, 0.243)		
$\sigma_{\eta,r}$	IG	0.5	∞	0.219	(0.112, 0.326)		
$\sigma_{\nu,y}$	IG	0.5	∞	0.372	(0.126, 0.657)		
$\sigma_{\nu,\pi}$	IG	0.5	∞	0.329	(0.123, 0.543)		
$\sigma_{\nu,r}$	IG	0.5	∞	0.706	(0.156, 1.271)		
log data density				-490.028		-454.401	

Note: G, B, and IG denote gamma, beta, and inverse gamma distribution, respectively.

방법은 이론적 근거가 취약하며, 잠재적으로 오류가 있을 수 있음을 시사한다.

본 논문의 모형을 이용해 추출된 순환변동분과 HP 필터를 이용한 경우의 차이는 모형의 모수 추정 결과에도 나타나고 있다. 예를 들어 〈Table 3〉에 나타나듯이, 사전에 HP 필터를 거친 데이터를 이용하여 DSGE 모형을 추정한 경우, 위험회피계수 및 가격 경직성 모수는 본 논문의 모형을 이용한 경우보다 다소 크게 추정되었다. 이는 HP 필터로 추출된 순환변동분의 성격이 (상대적으로 더 지속성을 띠는 것으로) 사전적으로 규정됨에 따라, 이를 설명하기 위해 순환변동분이 실질이자율의 변화에 상대적으로 덜 민감하게 반응하며, 동시에 GDP갭의 인플레이션갭에 대한 영향이 적도록 모수값이 추정된 것으로 생각할 수 있다. 또한 HP 필터를 거친 자료를 이용한 경우, 공급/비용상승 충격의 자기회귀계수는 감소한 반면 통화정책 충격의 표준편차는 더 크게 추정되었으며, 이

는 HP 필터링된 GDP갭의 진폭이 상대적으로 더 큰 점에도 기인한 것으로 보인다.

마지막으로 기본모형을 이용해 추정된 순환변동분의 스펙트럼을 살펴보면(Figure 2C 참조), 우선 GDP의 경우 BK 필터 또는 HP 필터를 이용한 경우 스펙트럼의 정점이 0.05(20분기) 근방임에 반해, 본 논문의 모형을 이용한 경우에는 약 0.09(11분기)에 위치하였으며, 두 필터에 비해 상대적으로 고빈도 변동분이 경기순환분으로 더 처리된 것으로 나타났다. 이는 본 논문의 모형으로부터 추출된 순환변동분이 상대적으로 단기적 변동이 더 심함을 의미하며, 이와 관련된 앞의 논의와도 부합하는 결과라고 볼 수 있다. 한편, 인플레이션의 스펙트럼은 HP 필터의 경우와 거의 유사하나, 고빈도 변동분이 상당한 부분을 차지하고 있어 BK 필터의 경우와는 적지 않은 차이를 보였다. 이러한 결과는 해당 변수의 성격 및 다른 변수와의 이론적 관계 등을 적절히 고려하지 않고 특정 필터링 방법을 일괄적으로 적용하여 순환변동분을 추출할 경우, 잠재적으로 여러 다양한 문제가 발생할 수 있음을 시사한다. 마지막으로 이자율의 경우에는 0.05(12.5분기) 근방에서 정점을 가져 HP 필터 및 BK 필터를 이용한 결과와 거의 유사한 것으로 나타났다.

Ⅲ. 확장모형: 습관 및 가격연동 추가

앞 장에서 고려한 새 케인지언 모형은 비교적 간단하여 직관적인 이해와 분석이 용이하다는 장점이 있지만, 경기순환의 동학이 다소 단순하게 모형화된 측면이 있다. 따라서 본 장에서는 소비 습관 및 가격연동 등을 추가한 확장모형을 이용하여 순환변동분의 추정을 시도한다. 이러한 추가 요인들은 경기변동의 지속성을 잘 설명하는 등 경기변동 동학의 이해에 중요한 역할을 하며, 실증분석에서도 모형 적합도(fit)를 높이는 것으로 알려져 있다(Gali and Gertler[1999]; Fuhrer[2000]; Christiano, Eichenbaum, and Evans[2005]).¹⁴

¹⁴ 이러한 추가 요인들의 고려는 기본모형의 단순한 확장 이상의 함의를 지닌다. 위와 같은 개별 요인들에 대한 기존의 평가는 사전에 특정 필터링을 거친 데이터를 이용한 추정 결과에 근거한 것임에 반해, 본 논문의 접근법에서는 원자료의 왜곡이나 손실 없이 보다 일반적인 관점에서 이들 요인에 대해 정성적·정량적으로 평가할 수 있게 된다. 따라서 추출된 순환변동분의 비교뿐 아니라, 이와 관련한 복수의 모형들에 대한 비교 등의 추가적인 분석도 자연스럽게 가능해진다.

우선 습관을 포함하는 경우, 산출량은 미래의 기대 산출량뿐 아니라 과거 산출량의 함수로 나타나며, 식 (4)는 다음과 같이 바뀌게 된다.¹⁵

$$y_t^c = \frac{\gamma}{\gamma + h(\gamma - 1)} E_t [y_{t+1}^c] + \frac{h(\gamma - 1)}{\gamma + h(\gamma - 1)} y_{t-1}^c - \frac{1}{\gamma + h(\gamma - 1)} (r_t^c - E_t [\pi_{t+1}^c]) + \epsilon_t^y, \quad (13)$$

여기서 h 는 0과 1 사이의 값을 가지는 습관 모수이며, 습관이 없는 경우($h = 0$) 식 (13)은 기본모형의 식 (4)와 동일하게 된다.

다음으로 기업들의 가격 설정과정에서 과거 인플레이션에 대한 가격연동(price indexation)을 고려할 경우, 필립스 곡선은 다음과 같이 나타난다.

$$\pi_t^c = \frac{\beta}{1 + \beta\chi} E_t [\pi_{t+1}^c] + \frac{\chi}{1 + \beta\chi} \pi_{t-1}^c + \frac{(1 - \theta_p)(1 - \beta\theta_p)}{\theta_p} y_t^c + \epsilon_t^p, \quad (14)$$

여기서 χ 는 0과 1 사이의 값을 가지는 가격연동 모수로서, $\chi = 1$ 인 경우는 완전 연동을 의미하며, 가격연동이 없는 경우($\chi = 0$) 필립스 곡선은 식 (5)와 같은 간단한 형태가 된다. 위의 두 식을 제외한 모형의 나머지 부분은 기본모형의 경우와 동일하게 설정하였다. 추정에 있어서도 기본모형과 공통인 모수에 대해서는 동일한 사전분포를 설정하였으며, 새롭게 추가된 습관과 가격연동 모수의 사전분포에 대해서는 공통적으로 평균이 0.5이며 표준편차가 0.2인 베타 분포를 채택하였다.

[Figure 3A]에는 습관과 가격연동을 포함한 확장모형을 이용하여 추정된 GDP의 순환변동분이 나타나 있다. 추정된 순환변동분은 기본모형에 비해 전반적으로 진폭이 다소 커져 더 뚜렷한 경기순환 양태를 보여주고 있으며, HP 필터링된 순환변동분과 더 유사한 형태를 띠긴 했지만, 여전히 진폭은 적게 나타났다.¹⁶ 이러한 결과는 <Table 4>에 나타난 모형의 모수 추정치에서도 확인할 수 있다. 위험회피계수와 가격경직성 모수

15 이 조건은 소비 습관을 반영한 효용함수 $U(C_t, C_{t-1}^h) = (C_t C_{t-1}^h)^{(1-\gamma)} / (1-\gamma)$ 로부터 다음과 같은 일계 조건을 로그선형화하여 유도할 수 있다: $(C_t C_{t-1}^h)^{(1-\gamma)} / C_t = \beta(1+R_t) E_t [(P_{t+1}/P_t)(C_{t+1} C_t^h)^{(1-\gamma)} / C_{t+1}]$

16 앞서와 마찬가지로 이러한 결과는 스펙트럼의 관점에서도 해석이 가능하다. 확장모형을 이용한 경우, 순환변동분은 전반적으로 기본모형의 경우보다 진폭이 더 커진 반면, 추세변동분의 분산은 감소한 것으로 나타났다. 따라서 이 경우, 전체 변동분 가운데 상대적으로 더 많은 중빈도 및 고빈도 변동분이 I(0) 부분으로 처리되고, 그에 따라 기본모형에 비해 순환변동분의 스펙트럼과 전반적인 양태는 HP 필터의 경우와 더 유사하게 된다(각주 12 및 Figure 3B 참조). 한편, 인플레이션과 이자율의 순환변동분 스펙트럼은 기본모형의 경우와 거의 차이가 없었다.

<Table 4> Prior and Posterior Distribution of Structural Parameters (Extended Model)

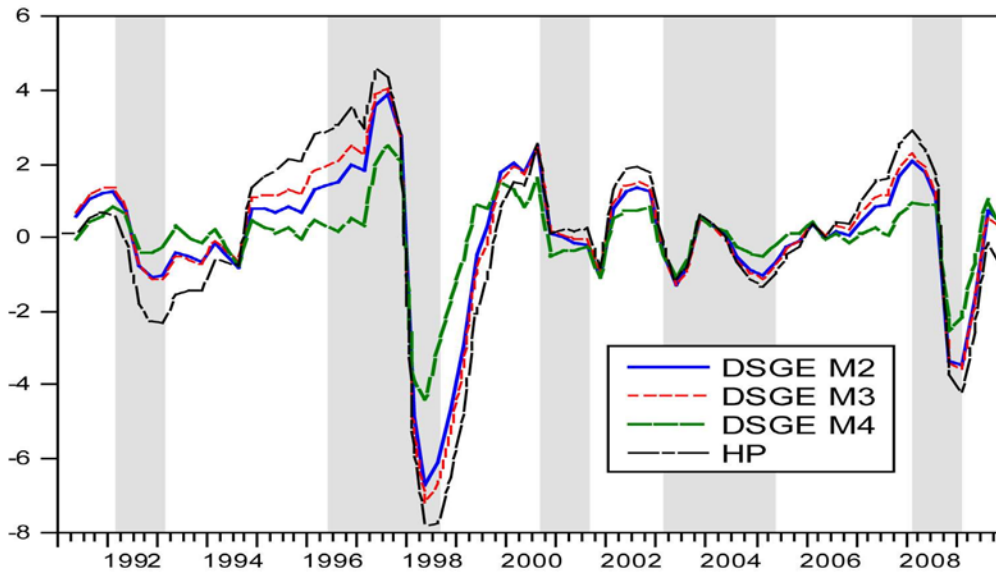
	Prior distribution			Posterior distribution		HP	
	dist.	mean	st. dev.	mean	90% C. I.	mean	90% C. I.
γ	G	1.50	0.5	3.230	(2.318, 4.152)	3.654	(2.746, 4.589)
β	B	0.95	0.02	0.950	(0.920, 0.982)	0.950	(0.920, 0.983)
θ_p	B	0.5	0.2	0.479	(0.237, 0.670)	0.567	(0.411, 0.727)
ϕ_y	B	0.5	0.2	0.499	(0.219, 0.783)	0.560	(0.285, 0.825)
ϕ_π	B	1.5	0.3	1.551	(1.166, 1.945)	1.567	(1.203, 1.933)
ρ_r	B	0.5	0.2	0.667	(0.578, 0.757)	0.645	(0.577, 0.717)
ρ_y	B	0.5	0.2	0.712	(0.539, 0.896)	0.672	(0.536, 0.804)
ρ_π	B	0.5	0.2	0.339	(0.057, 0.636)	0.217	(0.028, 0.397)
h	B	0.5	0.2	0.784	(0.611, 0.964)	0.802	(0.646, 0.962)
χ	B	0.5	0.2	0.251	(0.037, 0.451)	0.188	(0.030, 0.337)
σ_y	IG	0.5	∞	0.376	(0.223, 0.517)	0.459	(0.333, 0.588)
σ_π	IG	0.5	∞	2.537	(1.675, 3.394)	2.298	(1.764, 2.765)
σ_{mp}	IG	0.5	∞	0.921	(0.467, 1.335)	1.267	(1.082, 1.448)
$\sigma_{\eta,y}$	IG	0.5	∞	0.270	(0.124, 0.413)		
$\sigma_{\eta,\pi}$	IG	0.5	∞	0.172	(0.100, 0.239)		
$\sigma_{\eta,r}$	IG	0.5	∞	0.215	(0.112, 0.321)		
$\sigma_{\nu,y}$	IG	0.5	∞	0.352	(0.128, 0.600)		
$\sigma_{\nu,\pi}$	IG	0.5	∞	0.330	(0.121, 0.552)		
$\sigma_{\nu,r}$	IG	0.5	∞	0.711	(0.172, 1.166)		
log data density				-481.320		-445.263	

Note: G, B, and IG denote gamma, beta, and inverse gamma distribution, respectively.

추정치는 HP 필터를 거친 자료를 이용한 경우보다 여전히 작지만 기본모형에 비해서는 크게 나타났다. 또한 추세 충격의 분산도 감소한 것으로 나타나, 기본모형의 경우보다 경기변동이 상대적으로 더 지속적인 모습을 띠는 점과 부합되는 것으로 생각할 수 있다.

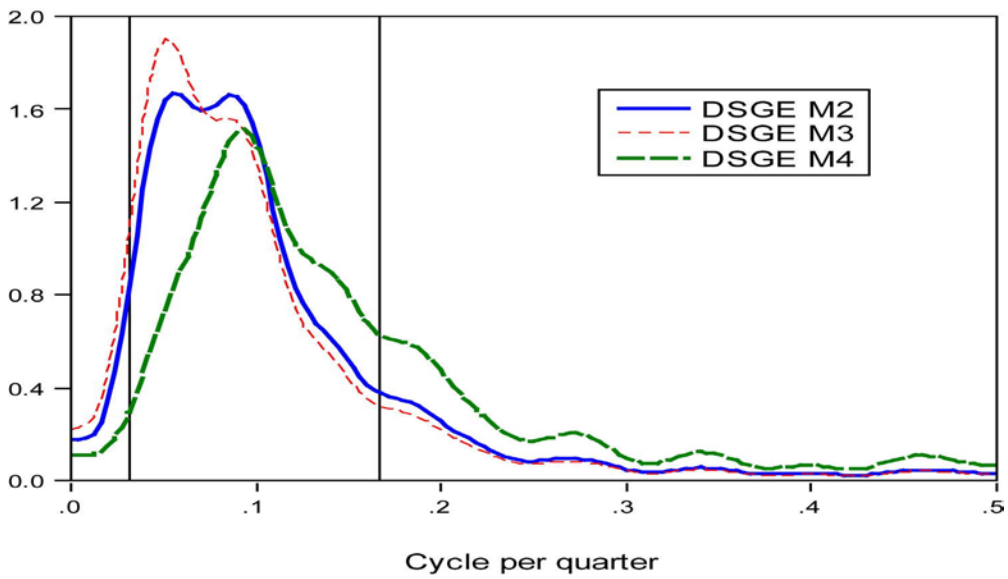
마지막으로 추가된 두 요인의 개별 효과를 살펴보기 위해, 기본모형에 습관과 가격연동을 각각 별도로 추가하여 GDP의 순환변동분을 추정해 보았다. [Figure 3A]에 나타난 바와 같이 습관만을 추가한 경우, 순환변동분의 진폭이 다소 커지긴 했지만 위의 확장 모형의 결과와 큰 차이를 보이지 않았다. 반면, 가격연동만을 추가한 경우에는, 추정된 순환변동분은 기본모형의 경우보다 오히려 경기변동의 진폭이 더 작아지는 등 진폭이 상당 정도 감소하는 것으로 나타났다.

[Figure 3A] Cyclical Component of GDP (Extended Model)



Note: DSGE M2, DSGE M3, and DSGE M4 denote the extended models with 'habit and indexation', 'habit', and 'indexation', respectively.

[Figure 3B] Spectra of Cyclical GDP (Extended Model)



Note: See the note to Figure 3A.

이 시점에서 경기순환변동분의 추출에 대해 복수의 모형이 존재하고 그 결과가 상이할 경우, 어느 모형의 결과가 가장 신뢰할 만한 것인가라는 질문이 자연스럽게 제기된다.¹⁷ 이에 대해 고려해 볼 수 있는 유용한 모형 비교방법은 베이지언 관점에서 모형 간의 사후확률비(posterior odds ratio)를 계산해 보는 것이다. 모형 i 에 대비한 모형 j 의 사후확률비 $PO_{i,j}$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$PO_{i,j} = \frac{g(M_j)}{g(M_i)} \times \frac{p(Y|M_j)}{p(Y|M_i)}.$$

여기서 $g(M)$ 는 모형 M 에 대한 사전확률(prior probability)이고, $p(Y|M)$ 는 데이터 Y 를 이용해 계산된 모형 M 의 사후한계 로그우도값(posterior marginal log likelihood)이다.

지금까지 언급한 모형들을 다음 기호로 표기하자.

- * M1: 기본모형
- * M2: 확장모형(습관 및 가격연동 포함)
- * M3: 확장모형(습관만 포함)
- * M4: 확장모형(가격연동만 포함)

각 모형에 동일한 사전확률을 가정하고, 추정을 통해 구한 사후한계 로그우도값을 이용하여 계산한 사후확률비는 다음과 같다.

	$PO_{1,2}$	$PO_{1,3}$	$PO_{1,4}$	$PO_{2,3}$	$PO_{2,4}$	$PO_{3,4}$
탄력적 추세	6.048×10^3	2.751×10^5	1.575	4.548	2.603×10^{-4}	5.724×10^{-5}
HP 필터링	9.309×10^3	1.279×10^5	6.289×10^{-2}	1.374×10	6.756×10^{-6}	4.916×10^{-7}

위의 결과를 살펴보면, 습관에 대해서는 이를 지지하는 강한 증거가 있는 것으로 나타났다. 가격연동에 대해서는 전반적으로 호의적인 증거를 찾기가 어려웠다.¹⁸ 특히 기본모형에 가격연동만을 추가한 경우는 사후확률비가 1.6에 못 미치는 값이 나와, 이에

¹⁷ 앞서 언급한 바와 같이 HP 필터가 최선의 필터가 아닐 수 있다는 점을 고려한다면, 상대적으로 추정 결과가 HP 필터를 이용한 경우와 유사한 것으로 나타나는 습관과 가격연동을 포함한 확장모형의 결과를 가장 유용한 것으로 단정하기도 어렵다.

¹⁸ Jeffrey(1961)에 의하면, 사후확률비가 1:1~3:1로 나온 경우는 아주 약한(very slight) 증거, 3:1~10:1로 나온 경우는 약한(slight) 증거, 10:1~100:1로 나온 경우는 강하거나 아주 강한(strong to very strong) 증거, 100:1 이상으로 나온 경우는 결정적인(decisive) 증거로 볼 수 있다고 말하고 있다.

대한 충분한 사전적 믿음이 없는 경우, 한국의 거시 자료가 가격연동을 지지하는 것으로 보기는 어려운 것으로 나타났다.

여기서 주목할 점은, 사전에 HP 필터를 거친 자료를 이용한 경우, 이러한 모형 비교 결과가 상당 부분 다르게 나왔으며, 특히 가격연동에 대해서는 오히려 부정적인 결과가 나왔다는 점이다. 이러한 결과에 대해서는 다음과 같이 해석해 볼 수 있다. DSGE 모형의 추정과 순환변동분의 추출을 동시에 시도하는 본 논문의 접근법에서는, 가격연동이 추가된 경우 인플레이션율의 동학이 상대적으로 더 지속성을 띠게 되고, 이는 모형의 전반적인 추정과정에 반영되어 GDP 순환변동분의 성격이 바뀌는 등의 '조정'이 가능하다.¹⁹ 하지만 HP 필터를 거친 자료를 이용하는 경우, GDP갭의 성격이 사전적으로 정해지게 되고, 여기에 가격연동의 추가적 '제약'을 통해 인플레이션 동학의 성격이 변한다 하더라도, 이에 따라 GDP 순환변동분의 성격이 조정되는 과정이 근본적으로 불가능하다. 따라서 경기순환과정에서 가격연동이 GDP 변동과 독립적으로 인플레이션 동학을 설명하는 데 있어 핵심적인 요인이 아니라면, 이 경우 전반적인 모형 적합도는 더 낮아질 수 있게 된다.

위와 같은 결과는 사전에 특정 필터링을 통해 변환한 데이터로 DSGE 모형을 추정하는 일반적인 관례에서는 (가격연동 등) 모형 내 개별 요인의 역할 및 중요도가 왜곡될 수 있으며, 따라서 이를 바탕으로 한 분석, 모형 비교 및 평가는 자의적(ad hoc)일 우려가 있음을 시사한다.

IV. 민감도 분석 및 응용

이상의 결과를 바탕으로 하여 본 장에서는 추정 결과에 대한 다양한 민감도 분석 및 기타 관련 문제들을 살펴보기로 한다. 모형 비교 결과, 습관만을 포함하는 확장모형(M3)의 적합도가 가장 높은 것으로 나타났다. 하지만 가격연동을 추가로 포함한 경우와 사후우도값은 크게 차이 나지 않았으며, 또한 필립스 곡선의 설정 및 추정에 있어 가격연동의 중요성에 대한 평가는 현재 논쟁 중이며 뚜렷한 결론이 내려진 것으로 보기 힘들다.²⁰ 따라서 본 장에서는 습관과 가격연동을 모두 포함한 모형을 기준으로 하여, 아

¹⁹ 이는 모형의 모수 추정치에도 나타나, 위험회피계수의 추정치는 2.553으로 현격히 감소했다.

래의 여러 대안적 모형 설정으로부터 얻은 순환변동분의 성격과 전반적인 추정 결과를 비교해 보기로 한다.

1. 추세변동분의 설정

제Ⅱ장에서 언급한 바와 같이, 추세변동분의 모형 설정에 있어 중요한 문제 중 하나는 수준에 대한 충격항의 포함 여부이다. 본 절에서는 민감도 분석의 하나로 이러한 제약 여부가 추세/순환변동분의 추정 결과에 어떠한 영향을 미치는지 살펴본다.

[Figure 4A]에 나타난 바와 같이, 추세를 I(2) 과정으로 설정하여 상대적으로 ‘부드러운’ 추세를 상정한 경우, 추정된 GDP갭의 모습은 이전의 ‘탄력적’ 추세를 설정한 경우와 거의 차이가 없었다. 또한 모형의 전반적인 모수 추정치에는 큰 차이가 없었으나, 구조적 충격 중 선호/수요 충격과 통화정책 충격의 표준편차 추정치는 각각 16% 및 33%가량 증가하였다. 이는 상대적으로 부드러운 추세를 상정하면서 추세의 확률적 변동요인의 종류와 수가 감소하게 되고, 이에 따라 추세변동의 일부를 설명하던 추세 수준 충격이 구조적 충격으로 흡수되면서 나타난 결과로 보인다. 하지만 이러한 점들이 추정 결과에 미치는 영향은 전반적으로 미미한 것으로 나타났으며, 모형 적합도 측면에서도 탄력적 추세를 고려한 경우보다 소폭이나마 열등한 것으로 나타났다.²¹

2. 추세변동의 상관관계 설정

본 절에서는 또 다른 민감도 분석의 일환으로 추세 충격들이 독립이라는 가정을 완화하여, 변수들의 추세변동분이 상관관계를 가지는 경우를 살펴보며, 구체적으로 다음의 두 경우를 고려하였다. 우선 추세 충격의 공분산 행렬이 대각행렬이라는 가정을 완화하여

20 인플레이션의 동학을 설명함에 있어 기존의 많은 연구에서는 현재 인플레이션이 기대 인플레이션 및 산출물 갭 외에도 과거 인플레이션에도 영향을 받는 것으로 모형화한, 소위 하이브리드 새 케인지언 필립스 곡선(hybrid NKPC)이 널리 사용되었다(Ball[2000]; Fuhrer and Moore[1995]; Gali and Gertler [1999]; Roberts[1997, 2001]). 반면, Cogley and Sbordone(2005) 및 Kim and Kim(2008)은 기대 인플레이션만을 포함한 표준적 필립스 곡선으로도 인플레이션의 지속성을 충분히 설명할 수 있고, 과거 인플레이션의 영향은 제한적임을 주장하고 있다. 이에 대해 Schorfheide(2008)는 DSGE 모형을 이용한 경우, 인플레이션의 과거(lag) 변수에 대한 추정치는 인플레이션 추세의 제거방법과 외생적 충격의 확률과정에 대한 가정 등에 따라 민감하게 달라지며 일반적인 결론을 내리기는 힘들다고 보고하고 있다.

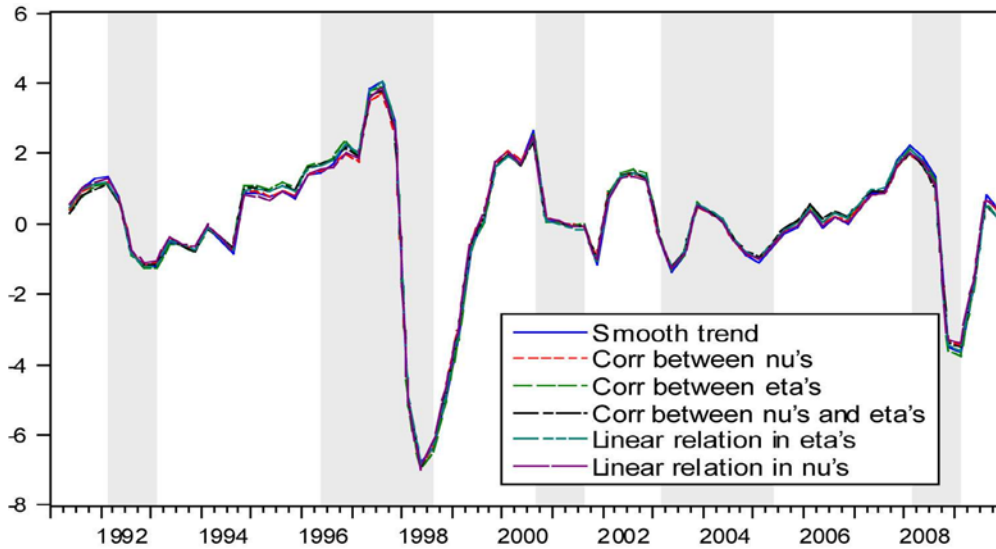
21 <Table 5>에는 본 논문에서 고려하는 여러 다양한 모형들에 대한 로그 사후우도값이 정리되어 있다.

〈Table 5〉 Comparison of Models

Model	Log likelihood	
A. Baseline and extended models		
Baseline model	-490.028	
Extended model (habit and price indexation)	-481.320	
Extended model (habit)	-479.805	
Extended model (price indexation)	-489.574	
B. Trend specification		
'Smooth trend'	-482.596	
Allowing for correlation between trend level shocks	-471.983	Model F1 in table 7
Allowing for correlation between trend growth shocks	-470.321	Model F2 in table 7
Allowing for correlation between trend level and growth shocks	-471.767	Model F3 in table 7
Allowing for linear relation between trend level shocks	-482.289	
Allowing for linear relation between trend growth shocks	-479.006	
C. Inclusion of irregular components		
In all of three variables	-474.815	
In inflation rate	-473.907	
D. Allowing for correlation between structural shocks and		
Trend level shocks	-478.323	Model E1 in table 8
Trend growth shocks	-472.457	Model E2 in table 8
Trend level shocks and growth shocks	-468.821	Model E3 in table 8
Trend growth shocks (smooth trend)	-469.795	Model E4 in table 8
Trend growth shocks	-470.806	Model E5 in table 8
Trend level shocks	-469.157	Model E6 in table 8
E. Cyclical VAR		
VAR(1)	-498.501	
VAR(2)	-494.998	
VAR(3)	-500.784	
VAR(4)	-515.685	

Note: Models E3~E6 include irregular components in inflation.

[Figure 4A] Various Trend Specification



<Table 6> Cross-correlation between GDP Gap and Inflation Gap: $corr(y_t^c, \pi_{t+k}^c)$

k	HP	BK	DSGE M1	DSGE M2	DSGE M2(A)	DSGE M2(B)
-4	-0.2120	-0.4748	-0.2372	-0.2656	-0.2746	-0.2869
-3	-0.2643	-0.6324	-0.3329	-0.3566	-0.4305	-0.4287
-2	-0.2753	-0.5927	-0.4090	-0.4067	-0.5344	-0.5118
-1	-0.1335	-0.3211	-0.2866	-0.2684	-0.4777	-0.4453
0	0.1227	0.0951	0.0311	0.0503	-0.1195	-0.1021
1	0.4009	0.4989	0.4287	0.4142	0.3792	0.3775
2	0.3851	0.7287	0.3927	0.3902	0.4990	0.4963
3	0.3134	0.7255	0.2920	0.2988	0.3890	0.3914
4	0.2149	0.5430	0.1687	0.1879	0.2636	0.2700

Note: Models M2(A) and M2(B) include irregular components in inflation and in all of the three variables in the extended model (M2), respectively.

충격들이 동시적으로 상관관계를 가지는 경우를 고려하고, 다음으로 변수들의 추세 사이에 일종의 공적분과 같은 선형관계가 존재하는 경우를 살펴보기로 한다. 이러한 경우의 추정 결과가 <Table 7> 및 [Figure 4A]에 정리되어 있다.

우선 추세 충격 간의 상관관계를 허용하여 모형을 추정할 경우, 수준 충격들 사이에는

<Table 7> Correlations between Trend Shocks (Mean and 90% Confidence Interval)

	$corr(\nu_t^y, \nu_t^\pi)$	$corr(\nu_t^y, \nu_t^r)$	$corr(\nu_t^\pi, \nu_t^r)$	$corr(\eta_t^y, \eta_t^\pi)$	$corr(\eta_t^y, \eta_t^r)$	$corr(\eta_t^\pi, \eta_t^r)$
F1	0.038 (-0.634, 0.739)	-0.035 (-0.719, 0.632)	-0.012 (-0.658, 0.654)			
F2				0.210 (-0.417, 0.909)	0.114 (-0.515, 0.742)	0.221 (-0.441, 0.958)
F3	0.079 (-0.538, 0.688)	-0.059 (-0.7072, 0.586)	0.045 (-0.599, 0.694)	0.230 (-0.387, 0.940)	0.107 (-0.514, 0.774)	0.302 (-0.325, 0.987)

상관관계를 발견할 수 없었지만, 증가율 충격의 경우에는 GDP와 인플레이션, 그리고 인플레이션과 이자율 사이에는 각각 0.2 내지 0.3의 양(+)의 상관관계가 있는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 개별 변수들의 추세변동이 별도의 독립적 동학을 따르는 것이 아니라, 경기변동과정에서 순환변동분과 유사하게 공행하는 양상을 띠 가능성을 시사한다. 다음으로 변수들의 추세 간에 선형관계의 제약을 부가하여 모형을 추정할 경우, 다음과 같은 결과가 나타나 위의 결과와 어느 정도 부합하는 것으로 나타났다.

$$\nu_{r,t} \quad -0.155 \quad \nu_{y,t} \quad +0.293 \quad \nu_{\pi,t} = 0$$

$$(-1.004, 0.689) \quad (-0.592, 1.152)$$

$$\eta_{r,t} \quad +0.012 \quad \eta_{y,t} \quad -0.213 \quad \eta_{\pi,t} = 0$$

$$(-0.430, 0.462) \quad (-0.986, 0.546)$$

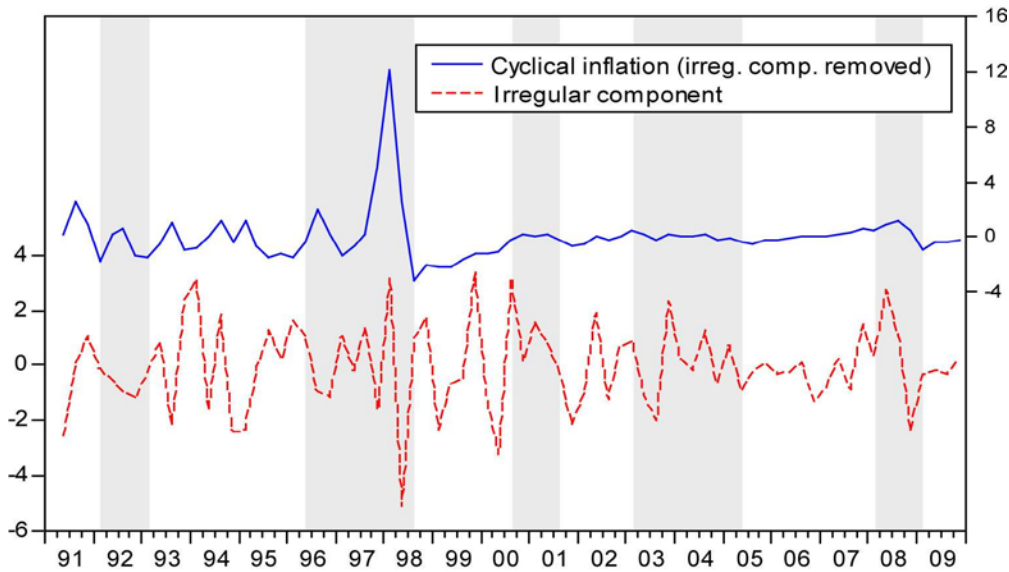
* 수치는 추정치의 평균 및 90% 신뢰구간을 나타냄.

위와 같이 추세 충격 간의 상관관계를 고려한 경우, 모형 적합도가 다소 나아지기도 했으나, GDP갭의 추정 결과는 앞 절의 경우와 거의 차이를 발견할 수 없었다.

3. 불규칙 변동분의 포함

기본모형에서 추정된 인플레이션의 순환변동분은 GDP와는 달리 뚜렷하게 경기순환과 관련된 모습을 보이지 않고 단기적으로 상당한 변동을 보여, 경기순환과는 무관한 불규칙 변동분을 포함하고 있을 가능성이 있다. 따라서 식 (1)과 같이 추세와 순환변동분만을 고려할 경우, 순수한 불규칙 변동분이 추세 또는 순환변동분의 일부로 처리되어,

[Figure 4B] Inclusion of Irregular Components



경기순환분의 추출이 적절하게 이루어지지 않을 우려가 있다. 따라서 본 절에서는 백색 잡음(white noise)으로 모형화한 불규칙 변동분을 원자료의 일부로 포함하여 순환변동분을 추출하는 경우를 고려해 본다.

이 경우 [Figure 4B]에 나타난 바와 같이, 인플레이션의 순환변동분은 외환위기 이후로 변동성이 확연하게 감소한 모습을 확인할 수 있다.²² 이러한 결과는 외환위기 이후의 분석기간 동안, 경기순환과 관련된 물가변동에 대해 적절한 대응이 이루어지는 등 물가 수준의 관리가 비교적 성공적으로 이루어졌음을 시사한다.

이와 같이 불규칙 변동분을 고려하여 추세/순환변동분을 추정하는 작업은 단순히 별도의 추가 요인을 추출하는 작업 이상의 의미를 지닌다. 우선, 불규칙 변동분의 포함 여부는 필립스 곡선의 기울기(GDP갭에 대한 계수값)에 흥미로운 시사점을 제공하고 있다. 앞서 고려한 각 모형의 모수 추정치를 이용하여 계산된 필립스 곡선의 기울기를 살펴보면, 인플레이션 변동에 불규칙 요인을 포함한 경우(0.452)는 그렇지 않은 경우(0.681)보다 GDP갭의 인플레이션 압력이 상당 정도 적게 나왔으나, HP 필터를 이용한 경우

²² 구체적으로 외환위기 이전 순환변동분의 표준편차는 1.188임에 비해, 이후에는 0.046으로 감소하였다. 반면, 불규칙 요인을 포함하지 않은 경우에는 이러한 인플레이션 안정화 움직임을 뚜렷이 관찰할 수가 없었다. 또한 GDP와 이자율의 경우에도 불규칙 변동분을 포함하여 추정해 보았으나, 불규칙 변동분의 표준편차는 아주 작은 값이 나왔고 전반적인 추정 결과에는 거의 차이가 없었다.

〈Table 8〉 Cross-correlation between GDP Gap and Inflation Gap: $corr(y_t^c, \pi_{t+k}^c)$

k	HP	BK	DSGE M1	DSGE M2	DSGE M2(A)	DSGE M2(B)
-4	-0.2120	-0.4748	-0.2372	-0.2656	-0.2746	-0.2869
-3	-0.2643	-0.6324	-0.3329	-0.3566	-0.4305	-0.4287
-2	-0.2753	-0.5927	-0.4090	-0.4067	-0.5344	-0.5118
-1	-0.1335	-0.3211	-0.2866	-0.2684	-0.4777	-0.4453
0	0.1227	0.0951	0.0311	0.0503	-0.1195	-0.1021
1	0.4009	0.4989	0.4287	0.4142	0.3792	0.3775
2	0.3851	0.7287	0.3927	0.3902	0.4990	0.4963
3	0.3134	0.7255	0.2920	0.2988	0.3890	0.3914
4	0.2149	0.5430	0.1687	0.1879	0.2636	0.2700

Note: Models M2(A) and M2(B) include irregular components in inflation and in all of the three variables in the extended model (M2), respectively.

(0.347)보다는 다소 크게 나왔다.²³

다음으로 〈Table 8〉에 나타난 것처럼, GDP갭과 인플레이션갭의 동태적 상관관계에 있어서도 필터링 방법에 따라 적지 않은 차이가 나타났다. HP 필터를 거친 데이터를 이용하거나 기본 및 확장 모형을 이용한 경우, 두 변수 간에는 동시적으로 양의 상관관계가 존재하며, GDP갭의 인플레이션 상승 압력은 1분기 후에 최대가 되는 것으로 나타났다. 반면, 인플레이션에 불규칙 변동분을 포함한 경우, 동시 상관관계는 음(-)으로 변했으며, GDP갭의 인플레이션 압력은 2분기 후에 최대가 되는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 인플레이션의 불규칙 변동분을 적절히 고려하지 않을 경우, GDP갭의 인플레이션 압력의 크기나 반응 속도 등이 제대로 추정되지 않을 수 있음을 시사한다.

마지막으로, 구조적 충격의 식별과 관련하여, 공급/비용상승 충격의 자기회귀계수 추정치는 0.464로 증가한 반면, 충격의 표준편차는 1.314로 감소하여 이전보다 충격의 크기는 감소했지만 더 지속적인 성격을 가지는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 앞 절에서 고려한 공급/비용상승 충격의 상당분은 원자료의 불규칙 요인을 포함하고 있을 가능성을 보여준다.

23 이러한 결과는 HP 필터를 이용한 경우, GDP갭이 상대적으로 더 큰 변동성을 가진다는 점에도 부분적으로 기인하는 것으로 보인다.

〈Table 9〉 Correlations between Trend Shocks (Mean and 90% Confidence Interval)

	$corr(\nu_t^y, \nu_t^\pi)$	$corr(\nu_t^y, \nu_t^r)$	$corr(\nu_t^\pi, \nu_t^r)$	$corr(\eta_t^y, \eta_t^\pi)$	$corr(\eta_t^y, \eta_t^r)$	$corr(\eta_t^\pi, \eta_t^r)$
F1	0.038 (-0.634, 0.739)	-0.035 (-0.719, 0.632)	-0.012 (-0.658, 0.654)			
F2				0.210 (-0.417, 0.909)	0.114 (-0.515, 0.742)	0.221 (-0.441, 0.958)
F3	0.079 (-0.538, 0.688)	-0.059 (-0.7072, 0.586)	0.045 (-0.599, 0.694)	0.230 (-0.387, 0.940)	0.107 (-0.514, 0.774)	0.302 (-0.325, 0.987)

4. 추세 충격과 순환변동 충격의 상관관계 고려

사전적으로 필터링한 자료를 이용하여 DSGE 모형을 추정하는 기존의 접근법에서는 추세와 순환변동분의 상관관계를 고려하는 것이 근본적으로 불가능하며, 앞서 소개한 모형들에서도 순환변동분의 구조적 충격과 추세변동분의 충격이 서로 독립인 경우를 상정하고 있다. 하지만 이론적·실증적 측면에서 이들이 상관관계를 가질 가능성은 충분히 존재한다.²⁴ 본 절에서는 이러한 제약을 완화하여 추세변동분에 대한 충격과 순환변동분의 구조적 충격이 상관관계를 가지는 경우를 고려해 본다. 이 경우의 상관계수 추정 결과와 GDP갭 추정치가 〈Table 10〉과 [Figure 4C]~[Figure 4D]에 나타나 있다.

우선 GDP의 경우 추세 충격의 종류와 무관하게 구조적 충격은 추세변동분과 음(-)의 상관관계를 가지며, 상관계수 추정치도 약 -0.3에서 -0.7에 이르러 그 크기가 적지 않은 것으로 나타났다.²⁵ 반면, 인플레이션과 이자율의 경우에는 뚜렷한 상관관계를 찾기가 힘들었고, 추정치의 신뢰도도 높지 않은 것으로 나타났다.

한편, 추정된 GDP갭의 성격은 추세변동분의 설정 및 상관관계를 허용한 충격의 종류에 따라 큰 차이를 보였다. 우선 ‘부드러운’ 추세를 상정하고 순환변동 충격이 추세 증가율 충격과 상관관계를 가지도록 허용한 경우, GDP갭 추정치의 모습은 이전과 큰 차이는 없었다. 반면, ‘탄력적’ 추세를 상정하고 순환변동 충격이 두 추세 충격 모두와 상관관계를 가지도록 허용한 경우, 추정된 GDP갭은 지속성이 감소하고 단기적으로 변동이

24 이와 관련한 논의에 대해서는 Comin and Gertler(2006) 및 Canova, Lopez-Salido, and Michelacci (2007) 등을 참고할 수 있다.

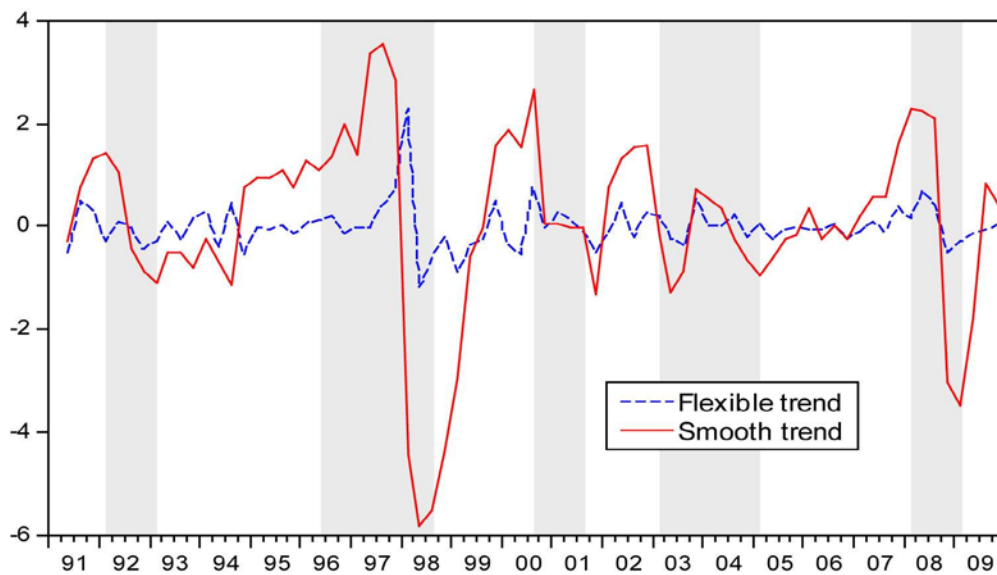
25 이러한 추세와 순환변동분 간의 음(-)의 상관관계는 기존 연구에서도 나타나는 것으로 보고되고 있다 (Gali[1999]; Morley, Nelson, and Zivot[2003]).

[Table 10] Correlations between Trend Shocks and Structural Shocks
(Mean and 90% Confidence Interval)

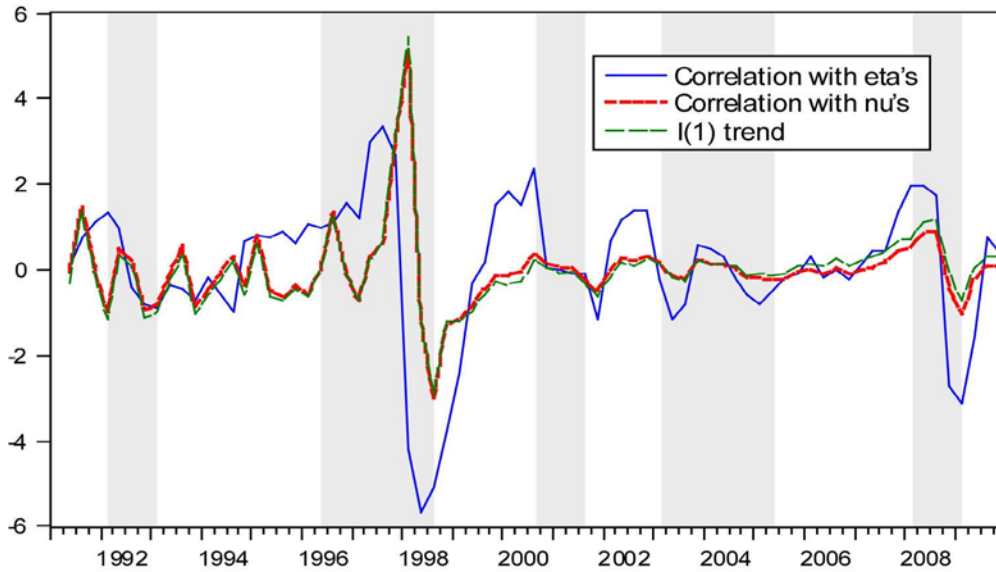
	$corr(e_t^y, \eta_t^y)$	$corr(e_t^y, v_t^y)$	$corr(e_t^x, \eta_t^x)$	$corr(e_t^x, v_t^x)$	$corr(e_t^{mp}, \eta_t^r)$	$corr(e_t^{mp}, v_t^r)$
E1	-0.417 (-0.854, 0.055)	-0.633 (-0.867, -0.433)	0.034 (-0.654, 0.722)	-0.073 (-0.729, 0.568)	0.021 (-0.676, 0.699)	0.151 (-0.423, 0.760)
E2	-0.603 (-0.999, -0.208)		0.122 (-0.534, 0.820)		0.028 (-0.699, 0.760)	
E3	-0.333 (-0.799, 0.135)	-0.691 (-0.908, -0.532)	0.119 (-0.534, 0.834)	-0.046 (-0.724, 0.638)	0.001 (-0.685, 0.670)	-0.182 (-0.878, 0.438)
E4	-0.579 (-0.999, -0.187)		0.066 (-0.615, 0.784)		0.007 (-0.689, 0.738)	
E5	-0.5885 (-0.999, -0.190)		0.074 (-0.639, 0.804)		0.017 (-0.659, 0.756)	
E6		-0.790 (-0.917, -0.672)		-0.027 (-0.791, 0.698)		-0.100 (-0.889, 0.561)

Note: See Table 5 for the description of each model.

[Figure 4C] Allowing for Correlation between Trend Shocks and Cyclical Shocks (1)



[Figure 4D] Allowing for Correlation between Trend Shocks and Cyclical Shocks (2)



심한 모습을 보이며, 공식 경기순환 국면과도 뚜렷한 연관성을 보이지 않았다.

이와 같이 탄력적 추세의 설정 시, GDP갭 추정치의 성격이 확연히 달라지는 결과를 구체적으로 살펴보기 위해, 개별 추세 충격과 상관관계를 가지도록 하여 별도의 모형들을 추정하여 보았다. 그 결과, GDP갭 추정치의 큰 변화는 추세 수준 충격과 상관관계를 허용했을 때 나타났으며, 추세 증가율 충격과의 상관관계 허용 시에는 추정된 GDP갭의 성격에서 실질적인 차이를 발견할 수 없었다.

기존의 연구에서는 순환변동 충격과 추세 충격 사이의 상관관계를 허용할 경우, 추정된 순환변동분의 성격에 대해 상반되는 결과가 보고되고 있다. Morley, Nelson, and Zivot(2003)은 GDP를 이용한 일변량 분석에서, 두 충격 간의 상관관계를 허용한 경우, GDP갭의 추정치는 통상적인 결과에 비해 상대적으로 지속성이 낮고 변동성이 커지는 등 공식적인 경기순환 국면과 잘 부합되지 않으며, Beveridge-Nelson(1981) 분해를 이용한 순환변동분 추정치와 유사하다고 보고하고 있다. 반면, 두 충격 간의 상관관계를 허용하더라도, 미래지향적(forward-looking) 필립스 곡선을 포함한 다변량 모형을 이용하여 추정된 GDP갭은 상대적으로 크고 지속적인 성격을 띤다는 결과도 존재한다 (Basistha and Nelson[2007]).²⁶

²⁶ 두 논문은 I(1) 과정을 따르는 추세를 상정하고 있으며, 따라서 순환변동 충격은 추세 수준 충격과 상

위의 논쟁과 관련하여, 본 논문은 순환변동분의 모형화 여부 및 상관관계를 가지는 충격의 종류 등이 GDP갭 추정치의 성격을 결정하는 주요한 요인임을 시사한다. 우선 경제주체의 기대를 고려하는 등 경제이론을 바탕으로 경기순환분을 다변량으로 모형화한 경우, 추세와 순환변동분 사이에 음(-)의 상관관계가 존재하더라도 GDP갭은 지속적인 성격을 띠는 등 기존의 추정치와 큰 차이를 보이지 않았다. 한편, 추세를 보다 일반화하여 탄력적으로 모형화하고 순환변동 충격이 추세 수준 충격과 상관관계를 가지는 경우에는, 추정된 GDP갭이 변동성과 지속성의 측면에서 일반적인 추정치와는 확연히 다른 성격을 띠는 것으로 나타났다.

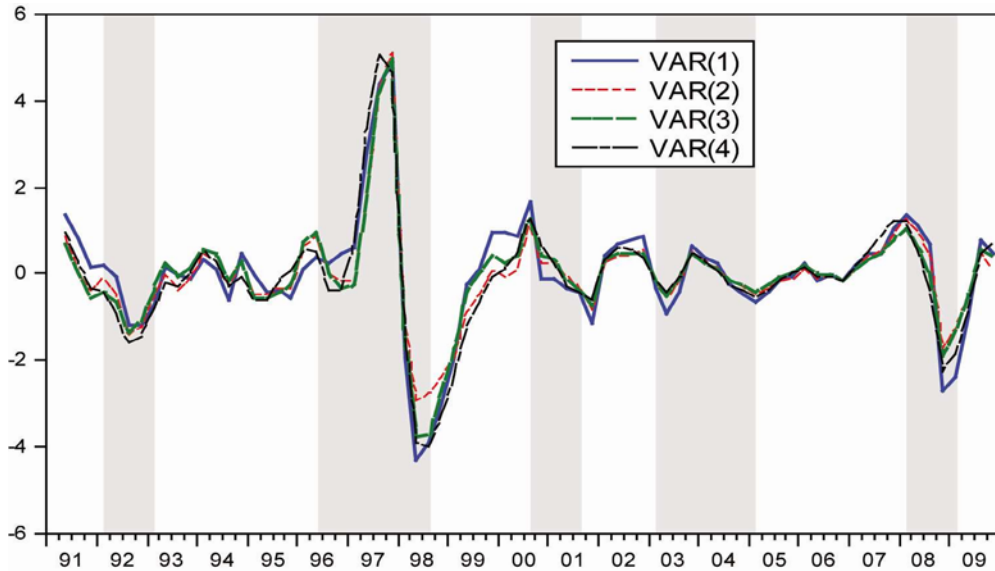
5. VAR 모형을 이용한 순환변동분의 설정

마지막으로 순환변동분의 설정에 있어, DSGE 모형을 이용하는 대신 VAR 모형을 이용한 경우의 결과를 살펴보고자 한다. 명시적인 경제모형을 바탕으로 하는 DSGE 모형과는 달리, VAR 모형은 자료의 통계적 특성을 주로 반영한다는 점에서 이 두 방법은 대비되며, 최근 DSGE 모형에 대한 평가에 있어서도 VAR 모형을 비교대상으로 한 경우가 많다. 또한 이러한 비교는 선형근사화한 일반적인 DSGE 모형의 해는 1계 연립차분 방정식의 형태로 나타나며, 이는 유한한 차수(order)의 VAR 모형으로 근사화할 수 있다는 점도 고려한 것이다.

순환변동분을 VAR 모형으로 설정한 경우, [Figure 4E]에 나타나듯이 DSGE 모형을 이용한 경우와는 달리, 추정된 GDP갭이 불황기 동안 나타난 큰 폭의 경기위축 등 경기변동의 비대칭성을 잘 반영하지 못하는 것으로 나타났다. 또한 모형의 차수와 무관하게 DSGE 모형에 비해 모형 적합도도 낮게 나타났다.

관관계를 가지는 것으로 설정하고 있다. 이 경우와의 비교를 위해 동일하게 추세변동분을 I(1) 과정으로 설정한 경우, 추정된 순환변동분은 탄력적 추세를 설정하고 수준 충격과 상관관계를 가지도록 허용한 경우와 거의 동일한 모습을 띠었다(Figure 4D 참조).

[Figure 4E] VAR Specification for Cyclical Components



V. 맺음말

본 논문에서는 신축적인 추세를 고려한 간단한 DSGE 모형을 이용하여, GDP 등 한국의 주요 거시변수의 순환변동분을 추출하고 그 결과를 기존의 필터링 방법에 의한 결과와 비교해 보았다. 이와 같은 접근법은 기존의 연구에서 별도의 분리된 영역으로 여겨지던 순환변동분 추출을 위한 필터링 작업과 DSGE 모형의 추정을 하나의 분석틀을 이용하여 동시에 수행한다는 점에서 그 의미를 찾을 수 있으며, 이와 관련한 여러 흥미로운 결과와 중요한 함의를 도출할 수 있었다.

본 논문에서 나타난 여러 결과에 비추어 다음의 추가 연구들을 고려해 볼 수 있을 것이다. 우선 본 논문에 소개된 순환변동분 모형을 Christiano, Eichenbaum, and Evans (2005) 또는 Smets and Wouters(2007)와 같이 중규모로 확장하는 것이다. 이 경우 모형에 자본조정비용 또는 임금경직성 등 추가의 마찰적 요인을 포함하거나, 자본가동률 등의 변수들을 추가로 고려할 수 있어 경기변동의 동학이 훨씬 풍부해지며 보다 다양한 분석이 가능해진다.²⁷

다음으로, 본 논문에서는 추세/순환변동분 추출과 관련하여 원자료의 변동을 야기하는 여러 외생적 충격의 식별 및 성격에 대한 다양한 분석을 시도하였으나, 그와 관련하여 논의가 충분히 이루어진 것으로 보기는 힘들다. 예를 들어 추세의 변동이 외생적 충격에 의해서만 결정되는 것으로 설정함에 따라, 변수들의 장기적 변동요인은 명시적으로 살펴보지 못했다.²⁸ 또한 인플레이션 불규칙 변동분의 성격, 충격 간의 상관관계 설정에 따른 순환변동분 추정 결과의 변화 등에 대해서는 그 원인에 대한 충분한 분석 없이 표면적인 접근에 그친 측면이 있다. 따라서 이후 이와 관련한 심층적인 추가 작업이 뒤따라야 할 것이다.

27 이와 같은 요인들은 일반적으로 경기변동의 지속성을 설명하는 데 기여하는 것으로 알려져 있으나, 이러한 평가는 사전 필터링을 거친 자료를 이용하여 이루어진 경우가 대부분이다. 앞서 언급한 바와 같이, 본 논문의 분석틀을 이용할 경우, 이러한 마찰적·경직적 요인들의 기여도나 역할은 잠재적으로 달라질 수 있으며, 그에 따라 순환변동분의 성격이 어떻게 변화할지 예측하기가 쉽지 않다. 따라서 모형을 중규모로 확장하는 과정에서 본 논문의 방법을 적용하여, 보다 일반적인 관점에서 개별 요인들에 대한 정량적·정성적 평가작업도 의미 있는 연구가 될 것이다.

28 이와 관련하여 내생적 자본축적과 노동시장이 존재하는 중규모 모형의 경우, 총생산함수를 바탕으로 추세변동이 내생적으로 결정되도록 모형화하여 분석하는 것도 중요한 작업이 될 수 있을 것이다.

- Aguiar, M. and G. Gopinath, "Emerging Market Business Cycles: The Cycle Is the Trend," *Journal of Political Economy*, 2007, pp.69~102.
- Andrle, M., "The Role of Trends and Detrending in DSGE Model: Emerging Countries Need Trendy Models," manuscript, 2008.
- An, S. and F. Schorfheide, "Bayesian Analysis of DSGE Models," *Econometric Reviews*, 2007, pp.113~172.
- Azevedo, J. Valle e, "A Multivariate Band-Pass Filter," manuscript, 2008.
- Ball, L., "Near-rationality and Inflation in Two Monetary Regimes," NBER Working Paper 7988, 2000.
- Basistha, A. and C. Nelson, "New Measures of the Output Gap Based on the Forward-looking New Keynesian Phillips Curve," *Journal of Monetary Economics*, 2007, pp.498~511.
- Beveridge, S. and C. Nelson, "A New Approach to Decomposition of Economics Time Series into Permanent and Transitory Components with Particular Attention to Measurement of the 'Business Cycle'," *Journal of Monetary Economics*, 1981, pp.151~174.
- Blanchard, O. and J. Khan, "The Solution of Linear Difference Models under Rational Expectations," *Econometrica*, 1980, pp.1305~1312.
- Brooks, S. and A. Gelman, "General Methods for Monitoring Convergence of Iterative Simulations," *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 1998, pp.434~455.
- Canova, F., "Detrending and Business Cycle Facts," *Journal of Monetary Economics*, 1998, pp.475~512.
- Canova, F., *Methods for Applied Macroeconomic Research*, Princeton University Press, 2007.
- Canova, F. and F. Ferroni, "Multiple Filtering Devices for the Estimation of Cyclical DSGE Models," *Quantitative Economics*, 2011, pp.73~98.
- Canova, F., D. Lopez-Salido, and C. Michelacci, "Shumpeterian Technology Shocks," manuscript, 2007.
- Christiano, L., M. Eichenbaum, and C. Evans, "Nominal Rigidities and the Dynamic

- Effects of a Shock to Monetary Policy,” *Journal of Political Economy*, 2005, pp.1~45.
- Cogley, T., “Estimating and Testing Rational Expectations Models When the Trend Specification Is Uncertain,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2001, pp.1485~1525.
- Cogley, T. and A. Sbordone, “A Search for a Structural Phillips Curve,” Federal Reserve Bank of New York Working Paper, 2005.
- Comin, D. and M. Gertler, “Medium Term Cycles,” *American Economic Review*, 2006, pp.523~551.
- DeJong, D. and C. Dave, *Structural Macroeconometrics*, Princeton University Press, 2007.
- Dermoune, A., B. Djehiche, and N. Rahmania, “Multivariate Extension of the Hodrick–Prescott Filter: Optimality and Characterization,” *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 2009.
- Ferroni, F., “Trend Agnostic One Step Estimation of DSGE Models,” manuscript, 2009.
- Fuhrer, J., “Habit Formation in Consumption and Its Implications for Monetary–Policy Models,” *American Economic Review*, 2000, pp.367~390.
- Fuhrer, J. and G. Moore, “Inflation Persistence,” *Quarterly Journal of Economics* 110, 1995, pp.127~159.
- Gali, J., “Technology, Employment, and the Business Cycle: Do Technology Shocks Explain Aggregate Fluctuations?” *American Economic Review*, 1999, pp.249~271.
- Gali, J., *Monetary Policy, Inflation, and the Business Cycle: An Introduction to the New Keynesian Framework*, Princeton University Press, 2008.
- Gali, J. and Mark Gertler, “Inflation Dynamics: A Structural Economic Analysis,” *Journal of Monetary Economics*, Vol. 44, Issue 2, 1999, pp.195~222.
- Gorodnichenko, Y. and S. Ng, “Estimation of DSGE Models When the Data Are Persistent,” manuscript, 2007.
- Harvey, A. and A. Jaeger, “Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle,” *Journal of Applied Econometrics*, 1993, pp.231~247.
- Jeffrey, H., *Theory of Probability*, Clarendon Press, 1961.
- Kim, C. and Y. Kim, “Is the Backward–Looking Component Important in a New Keynesian Phillips Curve?” *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 2008.

- Klein, P., “Using the Generalized Schur form to Solve a Multivariate Linear Rational Expectations Models,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2000, pp.1405~1423.
- Morley, J., C. Nelson, and E. Zivot, “Why Are the Beveridge–Nelson and Unobserved–Components Decompositions of GDP So Different?” *Review of Economics and Statistics*, 2003, pp.235~243.
- Roberts, J., “Is Inflation Sticky?” *Journal of Monetary Economics*, 1997, pp.176~196.
- Roberts, J., “How Well Does the New Keynesian Sticky–price Model Fit the Data?” Federal Reserve Board Working Paper 2001–13, 2001.
- Sims, C., “Solving Linear Rational Expectations Models,” *Computational Economics*, 2001, pp.1~20.
- Schorfheide, F., “DSGE Model–Based Estimation of the New Keynesian Phillips Curve,” manuscript, 2008.
- Smets, F. and R. Wouters, “Shocks and Frictions in US Business Cycles: A Bayesian DSGE Approach,” *American Economic Review*, 2007, pp.586~606.
- Trimbur, T., “Detrending Economic Time Series: A Bayesian Generalization of the Hodrick–Prescott Filter,” *Journal of Forecasting*, 2006, pp.247~273.
- Uhlig, H., “A Toolkit for Analyzing Nonlinear Dynamic Stochastic Models Easily,” in Ramon Marimon and Andrew Scott (eds.), *Computational Methods for the Study of Dynamic Economies*, Oxford University Press, 1999.
- Walsh, C., *Monetary Theory and Policy*, MIT Press, 2010.