

# 금융시장 변동성의 경기 예측력

우준명\*

이 연구내용은 집필자 개인의견이며 한국은행의 공식견해와는 무관합니다. 따라서 본 논문의 내용을 보도하거나 인용할 경우에는 집필자명을 반드시 명시하여 주시기 바랍니다.

---

\* 경제연구원 금융통화연구실 전문연구원 (전화: 02-759-5349, E-mail: woo@bok.or.kr)

본 논문에 대해 유익한 논평을 해주신 김준한 금융통화연구실장과 연구심의위원회 위원(송승주 미시제도연구실 선임연구원, 이병주 국제경제연구실 전문연구원, 이정익 거시경제연구실 전문연구원), 서울대학교 황윤재 교수님께 감사를 표한다. 아울러 유익한 논평을 해주신 최운규 경제연구원장, 정규일 경제연구원 부원장, 전승철 선임 경제연구원 부원장 및 원내 세미나 참석자 여러분께 감사를 표한다.

## 차 례

I . 연구 배경 .....	1
II . 금융시장 변동성 추이 .....	3
1. 개별 금융시장 변동성 추이 .....	3
2. 개별 금융시장간의 관계 분석 .....	7
III . 금융시장 변동성 추정 .....	8
1. 국면전환 동태요소 모형의 설정 및 추정 .....	8
2. 모형의 강건성(robustness) 분석 .....	16
IV . 금융시장 변동성의 경기에측력 .....	20
V . 결론 .....	23
〈부    록〉 .....	25
〈참고문헌〉 .....	32

## 금융시장 변동성의 경기 예측력

금융시장이 경기에 선행하여 움직이는 것은 잘 알려진 사실이다. 특히 경기가 위축될 가능성이 큰 경우 불확실성이 증가하며 금융시장 변동성이 확대되는 등 경기 상황에 따라 금융시장 변동성이 다른 양상을 보이기 때문에 경기를 판단하는데 유용한 정보를 제공한다.

본 연구에서는 종합주가지수, 원/달러 환율, 다우지수 변동성으로부터 금융시장 공통 변동성(이하 FMV)을 추정한 후 경기변동과의 관계를 살펴보았다. FMV는 경기정점으로부터 대략 2~6개월 이전 상승하기 시작하였으며 이 때 FMV가 고(高) 변동성 국면으로 전환될 확률도 높아지는 것으로 나타났다. 특히 2011년 하반기에 글로벌 금융위기가 유럽 재정위기로 확산되며 금융시장 변동성이 크게 확대되었는데 이는 향후 경기침체 가능성에 대한 시장참가자의 기대가 반영된 것으로 볼 수 있다. 또한 경기변수와 시차상관분석, 그랜저 인과분석, 표본외 예측을 실시해 본 결과, 모든 경우에 있어 FMV가 경기예측에 유용한 정보를 갖는 것으로 나타났다.

FMV는 일별 관측이 가능한 금융변수로 구성되기 때문에 실물변수를 통한 경기 판단에 앞서 신속하게 경기관련 금융시장의 정보를 제공하는 장점이 있다.

핵심 주제어: 주가, 환율, 금융시장 변동성, 동태요소모형, 국면전환, 베이지안, Gibbs sampling

경제학문헌목록 주제 분류: E44, C11

## I. 연구 배경

자산가격 변동성이 경기침체에 확대된다는 Officer(1973)의 연구 이후 금융시장 변동성이 경기국면에 따라 다른 양상을 보인다는 것은 이미 널리 알려진 사실이다.<sup>1)</sup> 특히 경기가 위축될 가능성이 큰 경우 불확실성이 증가하며 금융시장 변동성이 확대되는 등 금융시장 변동성은 경기상황에 따라 다른 양상을 보이기 때문에 경기를 판단하는데 유용한 정보를 제공한다. 이에 본 연구에서는 동태요소 모형을 이용하여 개별 금융시장에 내재된 금융시장 공통의 변동성(공통 추세)을 추정하고 동 변동성의 경기에측력을 살펴보았다.

금융시장 변동성은 시장 참가자의 경기에 대한 기대를 반영하여 호황과 불황에 따라 다른 양상을 보인다. 즉, 경기에 대한 불확실성이 증가하면 보유자산으로부터 발생하는 예상 수익의 흐름이 불확실해지기 때문에 자산가격의 변동성이 확대된다. 경기 호황기에는 금융자산 가격이 상승하지만 불확실성이 불황기 때보다 작기 때문에 가격 변동성은 그다지 크지 않지만 경기 침체가 예상되거나 경기정점을 지나 불황기에 접어들면 금융자산 가격이 하락하고 불확실성 증가로 변동성은 확대된다. 이와 관련하여 Schwert(1989)는 1953년~1987년까지의 미국 자료를 이용하여 경기 침체기동안 주가수익률 변동성이 경기 확장기보다 약 68%정도 큰 것으로 추정하였다.<sup>2)</sup> 또한 금융시장 변동성은 경제주체가 체감하는 경기상태에 대한 불확실성을 측정하는 대리(proxy)변수로 널리 사용되며 변동성(불확실성)이 높을수록 경기는 위축된다. 소비이론에 따르면 불확실성이 증가할수록 예비적 저축이 증가하여 현재 소비가 감소하기 때문에 금융시장 변동성 확대는 경기침체를 야기할 수 있다.<sup>3)</sup> 또한 주식, 환율, 채권 등 금융자산은 경제주체의 미래 경기상황에 대한 기대를 반영하는 경기선행적 정보를 내포하기 때문에 변동성이 갑자기 확대되고 일정기간 지속될 경우 향후 경기전환(특히 경기침체) 가능성에 대한 신호를 제공한다. 금융시장 변동성이 확대되기 때문에 나타나는 불확실성은 소비자 투자를 위축시키고 자산가격 하락에 따른 부정적(negative) 부(wealth)의 효과로 경기는 더욱 위축될 수 있다.<sup>4)</sup>

1) (G)ARCH 유형의 시계열 모형은 경기역행적인 이분산(counter cyclical heterogeneity) 행태를 모형화하기 위해 자주 사용된다.

2) 금융시장 변동성은 가격이 하락할 때 더욱 확대되기 때문에 흔히 'when it rains, it pours'라는 말로 표현하기도 한다.

3) 경기와 불확실성에 대한 이론적 관계는 가계의 최적소비행태에 기반한 자산가격 결정(consumption based capital asset pricing model: C-CAPM) 모형을 소비 관계식으로 전환할 경우 소비는 불확실성과 음(-)의 관계를 갖는다.

4) 이러한 효과를 금융불안의 경기침체 가속화(financial acceleration)라고 한다.

금융시장 변동성은 다양한 금융수단의 가격변동성을 이용하여 추정될 수 있다. Andreou et al.(2000)은 경기 예측변수로 이자율 옵션의 내재변동성을 이용하였으며 Fornari and Mele(2009)는 주가지수 변동성을 이용하여 투자 및 경기예측에 사용하였다. Schnabl(2009)은 유럽 및 동아시아 국가를 대상으로 환율 변동성과 경제성장률에 대해 연구하였으며 Chauvet et al.(2012)은 경기국면에 따라 달라지는 금융시장 변동성의 비대칭적 특징을 이용하여 금융시장 변동성이 실물경기 예측에 유용한지를 분석하였다.<sup>5)</sup> 우리나라의 경우 김세완(2009)은 주식시장 변동성의 비대칭성이 경기변동에 따라 어떻게 달라지는지 연구하였다. 그 결과 주식시장은 불황 직전(3개월전 기준)에 음(-)의 수익률을 기록하며 변동성도 현저히 높아지는 것으로 나타났다. 정진호·권정은(2008)은 채권시장의 비대칭적 변동성을 분석하였으며 주식시장과 마찬가지로 위험수익률 변동성이 비대칭적으로 변동하는 것을 확인하였다.

금융시장 변동성 정보를 이용하여 경기국면을 판단할 때 주식시장과 같은 단일 금융시장 변동성뿐 아니라 다른 금융시장 변동성 정보까지 포함된 종합적인 금융시장 변동성 정보를 추출할 수 있다면, 동 변동성에 내포된 경기국면에 대한 정보의 신뢰도는 더욱 높아질 것이다. 이에 본 연구에서는 주식시장을 포함한 3개의 금융시장 변동성 자료로 구성된 국면전환 동태요소(regime switching dynamic factor) 모형을 이용하여 개별 금융시장에 내재된 공통의 변동성을 추정하였으며, 동 변동성이 경기예측에 유용한 정보를 내포하는지 살펴보았다. 모형의 정도(精度)를 높이기 위해 Chauvet et al.(2012)이 사용한 방법론을 보다 확장하여 금융시장 공통의 변동성 뿐 아니라 개별 금융시장 변동성도 독립적으로 국면전환 되도록 설정하였으며, 동 모형은 베이지안 방법(Gibbs sampling)으로 추정하였다. 국면전환 모형은 변동성의 비대칭적·비선형적 행태를 설명하는데 있어 매우 유용한 기법으로 변동성의 고(高)/저(低) 국면에 대한 객관적인 확률수치를 제공해주는 장점이 있다. 국내의 다수의 금융시장 정보를 활용한 동태요소 모형을 이용할 경우 국내 단일 금융시장만을 고려했을 때보다 더 많은 금융시장 정보를 이용할 수 있기 때문에 경기변동과 연관된 보다 신뢰성 있는 변동성 정보를 추출할 수 있다. 본 연구의 동태요소 모형은 종합주가지수, 원/달러 환율, 다우존스 산업평균지수의 수익률 변동성으로 구성되었다. 국면전환하는 동태요소 모형으로 추정된 금융시장 공통의 변동성은 우리나라 경기정점 전후로 확대되는 등 경기예측에 유용한 정보를 제공하였다. 특히 2011년 하반기

5) 주가지수 변동성, 산업별 주가지수의 변동성 및 채권시장 변동성 자료를 이용하여 금융시장 공통의 비대칭적 변동성 행태를 마코프 스위칭 모형을 이용하여 최우추정법(maximum likelihood estimation)으로 추정하고 경기예측력을 비교하였다. 그 결과 비대칭적 변동성이 반영된 금융시장 변동성 지표는 경기예측에 유용한 것으로 나타났다.

기에 글로벌 금융위기가 유럽 재정위기로 확산되며 금융시장 변동성이 크게 확대되었는데, 이는 향후 경기침체 가능성에 대한 시장참가자의 기대를 반영한 것으로 볼 수 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서는 우리나라 개별 금융변수의 변동성 추이를 살펴본다. Ⅲ장에서는 국면전환하는 동태요소 모형을 설정하여 베이지안 방법으로 추정한다. Ⅳ장에서는 경기변수에 대한 금융시장 변동성의 경기예측력을 비교한다. 마지막으로 Ⅴ장에서는 본 연구에 대하여 간략히 요약하고 결론을 내린다.

## Ⅱ. 금융시장 변동성 추이

### 1. 개별 금융시장 변동성 추이

본 장에서는 Chauvet et al.(2012) 등에서의 같이 모수의 분포를 가정하지 않는 비모수적 실현 변동성(realized volatility)을 이용하여 개별 금융변수의 변동성을 측정하였다. 우선 국내 금융변수로는 종합주가지수, 원/달러 환율을 선정하였으며 해외 금융시장 변수로 다우존스 산업평균지수(이하 다우지수)를 이용하였다. 다우지수를 추가한 것은 외환위기 이후 자본시장 개방이 확대됨에 따라 국내 주식시장과 외환시장에서 외국인 투자자의 자본흐름이 중요한 역할을 하는 등 국내 금융시장과 해외 금융시장과의 연계성이 높아졌으며, 외국인 투자자의 포트폴리오가 선진국 금융시장 여건에 크게 영향을 받기 때문이다. 지난 글로벌 금융위기시 경험했던 것처럼 우리나라 경제의 기초여건이나 금융시장 요인보다는 해외 금융시장 요인에 따라 외국인 투자자금이 급격히 유출되며 우리나라 금융시장이 불안해지고 경기침체가 가속될 수 있다. 또한 정진호·임준형(2007), 박진우(2010) 등의 연구결과에 따르면 우리나라 금융시장은 아시아 금융시장보다는 미국 금융시장과의 연계성이 높은 것으로 나타났다.

종합주가지수, 원/달러 환율, 다우지수의 일별 변동성을 이용하여 다음과 같이 월 단위 변동성을 측정하였다.

$$\text{종합주가지수 월별 변동성: } k_t = \left[ \sum_{o \in t}^{n_t} (\Delta \log(kospi_o))^2 \right]^{0.5}$$

$$\text{환율 월별 변동성: } ex_t = \left[ \sum_{o \in t}^{n_t} (\Delta \log(ex_o))^2 \right]^{0.5}$$

$$\text{다우지수 월별 변동성: } dow_t = \left[ \sum_{o \in t}^{n_t} (\Delta \log(dow_o))^2 \right]^{0.5}$$

단,  $t = 1, 2, \dots, T$ ,  $n_t =$  특정  $t$ 월의 거래일수

$[\Delta \log(kospi_o)]^2$ 은 종합주가지수 일별수익률의 제곱으로 일별 변동성을 의미한다.

$\left[ \sum_{o \in t}^{n_t} \Delta \log(kospi_o)^2 \right]^{0.5}$ 은 해당 월의 거래일수( $n_t$ )<sup>6)</sup>만큼 일별 변동성을 더한 값의 제곱근으로 월별 변동성 측정치이며,  $t$ 는 모형추정에 사용된 추정기간(1995년 1월~2012년 1월)을 의미한다. 위와 같이 실현 변동성을 사용할 경우 모형 추정에 사용된 월별 변동성에는 일별 변동성의 정보를 내포할 뿐 아니라 GARCH 유형과 같이 변동성 모형을 추정할 때 요구되는 통계적 분포의 가정 등으로부터 자유로운 장점이 있다.

〈그림 1-A〉~〈그림 1-C〉는 종합주가지수, 환율 및 다우지수의 월별 추이와 변동성 추이를 각각 나타낸다. 우리나라 주가지수 변동성(〈그림 1-A〉)은 환율 및 다우지수의 변동성보다 클 뿐 아니라 고(高) 변동성 국면이 자주 발생했던 것으로 확인된다. 주가지수 변동성은 외환위기 직전인 1997년 후반기부터 1998년 전반기까지 매우 큰 변동성을 보였으며 동 변동성은 대략 2003년까지 계속되는 등 상당기간 지속되었다. 동 기간 중 대우 사태(1999), 현대사태(2000), 9.11테러(2001), 신용카드 사태(2003), SK 글로벌 분식회계 등 각종 금융 불안 요인들이 주식시장의 변동성을 높였던 것으로 판단된다(김웅, 2011). 반면 2003년부터 글로벌 금융위기 직전까지 주가지수가 2000포인트를 상회하였던 대세 상승기에 주가지수 변동성은 상대적으로 저(低) 변동성 국면을 시현하였다. 그러나 2007년 후반기부터 국제유가의 급격한 상승, 미국 서브프라임 문제 등으로 주가지수 변동성은 높아지기 시작하였으며 리만브라더스 파산(2008년 9월)으로 촉발된 글로벌 금융위기 때 변동성의 정점을 기록한 후 급격히 안정되는 모습을 보였다. 글로벌 금융위기로부터 회복세를 보이는 기간 동안 변동성은 다시 감소하였지만 2011년 8월 그리스 국가 채무 문제가 다시 대두되는 등 유럽 재정위기 문제로 최근 변동성이 다시 높아졌다. 이상 주식시장 변동성 추이를 살펴본 결과 금융위기나 금융 불안 요인 등으로 주가지수가 하락할 때 주식시장의 변동성은 커졌으며, 주가 대세상승기에는 변동성이 축소되는 등 전

6) 매 월별 거래일수가 다르기 때문에 거래일수 만큼 나눈 평균값을 사용할 경우에도 분석결과는 크게 바뀌지 않았다.

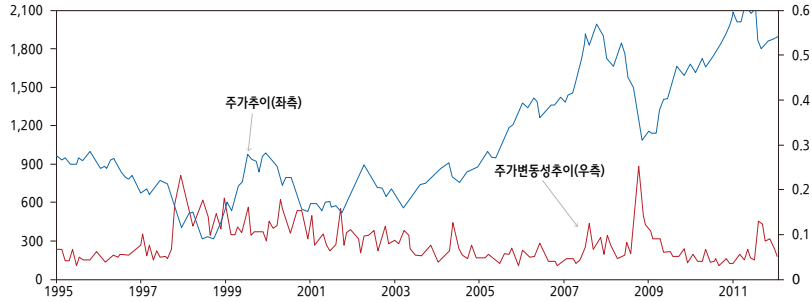
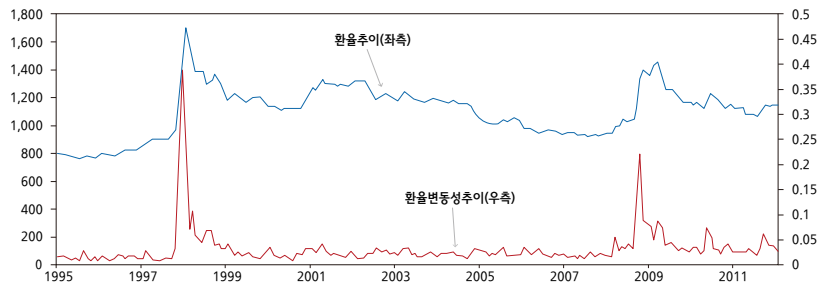
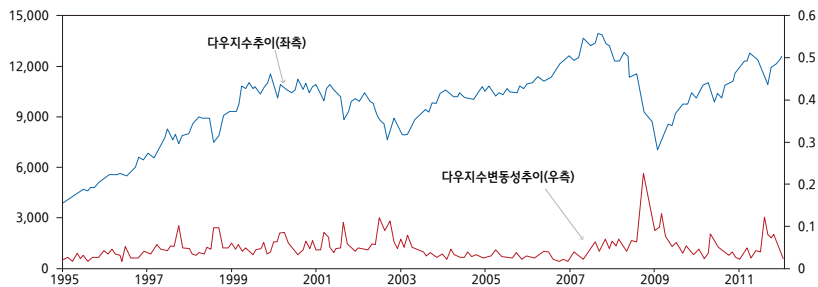
형적인 비대칭적 변동성을 나타냈다.

환율 변동성(<그림 1-B>)의 경우 외환위기 이전 시장평균환율제도 시기에는 외환시장의 변동성이 매우 낮았지만 자유변동환율제도가 도입된 외환위기 기간중에는 급격한 외자유출로 환율변동성이 매우 높은 수준을 보였다. 외환위기가 극복된 이후 글로벌 금융위기 전까지 원화가 추세적인 하락을 유지하며 강세국면을 보였으며 동 기간중 환율변동성은 매우 낮은 상태를 유지하였다. 주식시장은 외환위기 이후 2000년 초까지 극심한 변동성을 보인 반면 외환시장은 1999년 이후 비교적 낮은 변동성을 보이는 등 두 시장간 변동성은 다른 양상을 보였다. 그러나 글로벌 금융위기 때 외국자본이 급격히 유출되며 원/달러 변동성은 급격히 높아졌다. 또한 최근에는 그리스 국가채무위기 등 유로존의 재정위기문제가 대두되면서 2000년 초·중반에 비해 원/달러 환율은 비교적 높은 변동성을 나타내었다.

다우지수의 변동성(<그림 1-C>)은 2000년대 들어 IT버블 붕괴 및 9.11테러 등으로 비교적 높은 변동성을 보였지만 2000년대 중반 이후 안정세를 유지하였다. 그러나 2007년 전후로 서브프라임 모기지 문제, 국제유가의 급격한 상승 등으로 다우지수의 변동성이 서서히 높아지기 시작하였으며 2008년 9월 리만브라더스 파산 이후 변동성이 큰 폭 상승하는 등 추정기간 중 최대 변동성을 기록하였다. 이후 글로벌 금융위기로 인한 변동성이 점차 안정화되는 듯 했으나 그리스 재정문제로 촉발된 유럽재정위기로 인해 최근에 다시 높은 변동성을 보이고 있다.

지금까지 각 개별 금융시장 변동성을 살펴본 결과 글로벌 금융위기와 같은 매우 큰 경제충격이 발생할 시에는 국내외 모든 시장의 변동성이 동시에 큰 폭으로 확대되었으나, 그 밖에 여타 금융충격의 경우 금융시장 변동성은 각 시장별로 상이하게 나타났다. 한편 모든 금융시장에서 일단 변동성이 확대 국면에 진입하게 되면 일정기간 동안 높은 변동성 상태가 지속되는 특징(변동성 집중현상)도 관찰되었다. 그러나 변동성 확대국면의 지속기간은 변동성 안정국면의 지속기간보다 길지 않았다. 또한 개별 금융시장 변동성은 금융시장 간에 내재된 공통요인과 독립적으로 반응하는 개별요인으로 구분해 볼 수 있다. 따라서 각 금융시장의 변동성은 공통요인과 개별요인의 움직임으로 분해함으로써 분석의 정도를 높일 수 있다.



〈그림 1-A〉 주가 및 변동성 추이(1995.1~2012.1)<sup>1)</sup>〈그림 1-B〉 환율 및 변동성 추이(1995.1~2012.1)<sup>1)</sup>〈그림 1-C〉 다우지수 및 변동성 추이(1995.1~2012.1)<sup>1)</sup>

주 : 1) 월별 변동성은 일별 변동성을 월별 거래일수 만큼 더한 값의 제곱근으로 계산

하였다. 즉, 금융시장 월별 변동성은  $vol_{x,t} = [\sum_{o \in t}^{n_t} (\Delta \log(x))^2]^{0.5}$  와 같다. 단,

$x$  = 종합주가지수, 원/달러 환율, 다우지수를 각각 나타내며  $t = 1, 2, \dots, T$ (표본기간),  $n_t$  = 특정  $t$ 월의 거래일수를 의미한다.

## 2. 개별 금융시장간의 관계 분석

개별 금융시장의 변동성을 공통요인과 독립요인으로 분해하는 모형분석에 앞서 개별 금융시장 변동성의 특징을 간단한 통계적 분석을 통해 살펴보았다. 우선 변동성 평균 및 표준편차(〈표 1〉)를 보면 종합주가지수가 0.078과 0.04로 가장 높았다. 원/달러 환율 변동성은 0.026으로 다우지수(0.048)보다 낮았으나 표준편차는 0.035로 다우지수(0.027)보다 높았다. 이는 원/달러 환율의 변동성이 대부분 기간동안 안정적으로 낮은 수준을 유지하였지만 외환위기와 글로벌 금융위기 시 급격히 상승하였기 때문으로 판단된다. 각 금융시장간 변동성의 상관관계를 살펴보면 종합주가지수와 다우지수와의 상관관계는 0.557 및 외환시장과 다우지수와는 0.406으로 비교적 높은 수준을 보이는 등 국내 금융시장이 해외시장 변동성과 밀접한 관계를 갖는 것을 알 수 있다.

다음으로 각 금융시장 변동성의 지속성을 살펴보기 위해 개별 금융시장 변동성자료를 표준화한 후 AR(2) 형태의 회귀분석을 실시하였다.<sup>7)</sup> AR(2) 형태의 자기회귀분석 결과(〈표 2〉) 바로 전월의 변동성이 당월의 변동성에 미치는 정도가 모두 0.5보다 높게 나타나는 등 금융시장 변동성은 일정기간 지속성을 갖는 것으로 나타났다.<sup>8)</sup> 이상의 결과로 보면 개별 금융시장간 변동성은 상호간에 높은 상관관계를 보임에 따라 변동성 관련 공통요인이 존재할 뿐 아니라 변동성이 확대(안정)될 경우 일정기간 지속되는 등 금융시장 변동성이 지니는 일반적 특성을 잘 나타내고 있다.

〈표 1〉 변동성 및 상관계수<sup>1)2)</sup>

	$k_t$	$ex_t$	$dow_t$
변동성 평균(표준편차)	0.078(0.040)	0.026(0.035)	0.048(0.027)
상관계수			
$k_t$	1.00	—	—
$ex_t$	0.547	1.00	—
$dow_t$	0.557	0.406	1.00

주 : 1)  $k_t$  : 주가지수 변동성,  $ex_t$  : 원/달러 환율 변동성,  $dow_t$  : 다우지수 변동성을 각각 나타낸다.

2) 추정기간은 1995년 1월~2012년 1월

7) 표준화 방법은 평균이 0, 표준편차가 1이 되도록( $x_t = (X_t - E(X_t))/\sqrt{\text{var}(X_t)}$ )변환하였다.

8) 반면 상수항의 경우 통계적 유의성이 없는 것으로 나타났는데 이는 금융시장별 변동성을 표준화하였기 때문이다. 또한 2개월전의 자기시차 계수는 통계적으로 유의하지 않는 것으로 나왔는데 이는 전월의 자기시차가 당기의 변동성을 설명하는데 가장 중요한 요인이며 변동성의 시계열 추세가 부드러운 패턴을 보이지 않고 불규칙한(noisy)한 패턴을 보이기 때문으로 판단된다.

〈표 2〉 단순 AR(2) 회귀분석 결과<sup>1)2)</sup>회귀분석 모형 :  $y_t = \alpha_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2)$ 

$y_t$	$\alpha_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	adj.R <sup>2</sup>	D.W.
$k_t$	-0.002 (-0.058)	0.660 (9.420)	0.105 (1.501)	0.548	2.023
$ex_t$	-0.0005 (-0.009)	0.676 (9.651)	-0.091 (-1.311)	0.388	1.964
$dow_t$	-0.003 (-0.065)	0.6794 (9.629)	0.0461 (0.654)	0.501	1.986

주 : 1)  $k_t$  : 주가지수 변동성,  $ex_t$  : 원/달러 환율 변동성,  $dow_t$  : 다우지수 변동성을 각각 나타낸다.

2) 추정기간은 1995년 1월~2012년 1월

### Ⅲ. 금융시장 변동성 추정

#### 1. 국면전환 동태요소 모형의 설정 및 추정

금융변수의 예상치 못한 변동성 확대 및 높은 변동성의 지속 등 금융시장에서 자주 관찰되는 변동성의 비대칭적·비선형적 행태를 설명하는데 있어 마코브 스위칭 유형의 국면전환(regime switching)모형은 매우 유용한 기법중의 하나이며, 기존 상당수의 연구들이 동방법론을 응용하여 금융변수의 행태모형 추정에 활용하고 있다(Ang and Timmermann, 2011). 국면전환 모형은 두터운 꼬리(fat tail)분포, 주기적으로 발생하는 고(高) 변동성 국면 등 금융자산 수익률의 정형화된(stylized)행태를 모형화하기에 적합하다. 상이한 국면에 대한 조건부 분포를 적절히 결합(mixing)함으로써 비선형 요인을 모형에 반영하기 때문에 복잡하고 알기 어려운 금융자산 수익률 과정(process)을 설명하는데 있어 일반 선형모형에 비해 우월하며 기본적으로 선형모형 체계에 기반 하여 금융변수의 비선형적 동학의 특징을 나타내는 장점이 있다.<sup>9)</sup> 또한 시계열 내 모수(모형 내 계수 및 분산) 값이 국면에 따라 달라지는 모수의 불안정성을 고려하지 않으면 모형의 추정오차가 확대될 수 있는데

9) Walid et al.(2011)은 이머징 국가를 대상으로 금융시장 변동성의 전이효과에 대해 국면전환 모형을 이용하여 분석하였으며 아울러 동 문헌에서는 국면전환모형에 대한 다양한 서베이 자료도 제시하고 있다. 우리나라를 대상으로 강규호·홍승제(2004), 강규호·윤옥자(2004) 등이 국면전환 모형을 이용하여 금융시장을 분석하였다.

국면전환 모형은 이런 모수의 불확실성도 반영할 수 있다.

본고에서는 개별 금융시장의 공통요인에 대한 국면전환 뿐 아니라 각 금융시장별 변동성의 독립적인 국면전환을 고려한 동태요소모형을 설정하여 금융시장 공통의 변동성을 추정하였다. 주가, 환율 등의 변동성에서 알 수 있듯이 각 금융시장별 변동성은 글로벌 금융위기 등 특정 시기에 동시에 확대되었지만 그 외의 시기에는 각 금융시장별로 다른 변동성 행태를 보이기도 하였다. 또한 각 시장별 변동성간 상관관계가 비교적 높은 수준을 보이는 등 금융시장 변동성간에는 높은 동행성을 보이는 요소가 존재한다. 이는 각 금융시장이 관측되지 않는 공통의 변동성 정보를 갖고 있음을 시사한다. 또한 각 금융시장은 단기에는 매우 불규칙(noisy)한 변동성 양상을 보이지만 중장기적으로 이러한 변동성은 추세를 형성하는 것을 알 수 있다.

개별 금융시장의 독립적인 변동성을 고려하면서 금융시장 공통의 변동성에 대한 정보를 추가적으로 추출할 수 있는 방법론으로 동태적 요소모형이 자주 이용된다. 동태적 요소모형은 동 모형을 구성하는 개별 변수들 간에 공통으로 내재하는 정보(common trend)와 개별 변수들만의 독립된 정보를 추출하기에 가장 적합한 방법론 중 하나이다. 동태적 요소모형은 동 모형을 구성하는 각 개별 변수의 특이 변동(idiosyncratic variation)을 고려하여 모든 구성변수의 공통적이고 추세적인 움직임에 대한 정보를 추출할 수 있기 때문에 잠재성장률, 근원 인플레이션, 시장위험 등의 정보를 추출하는데 활용되고 있다. 따라서 동 방식을 이용하면 종합주가지수, 환율, 다우지수 변동성의 공통요인을 추출할 수 있고 이를 각 금융시장에 내재된 금융시장 공통의 추세 변동성으로 해석할 수 있다.

비관측 요인인 금융시장 공통의 변동성을 추정하기 위해서는 동태적 요소모형을 상태공간(state-space)형태로 나타내야 한다. 상태공간 모형은 크게 관측(observation)방정식과 상태(state)방정식으로 구성되는 데 본 연구에서는 관측방정식과 상태방정식이 모두 독립적으로 국면전환이 허용되도록 모형을 설정하였다. 이와 같은 모형설정은 여타 금융시장은 안정되었을지라도 어느 특정 금융시장만 불안정해질 수 있는 상황을 고려할 수 있는 장점이 있다. 또한 개별 금융시장 변동성이 독립적으로 불안정상태와 안정상태를 지속적으로 스위칭하며 움직일지라도 금융시장 공통의 변동성은 영향을 받지 않을 수도 있다. 반면 커다란 충격이 발생하면 금융시장 공통의 변동성은 개별 금융시장과 함께 확대될 수 있다. 마코브 스위칭 형태의 국면전환 모형을 이용하면 금융시장의 안정국면 및 불안국면 등 금융시장 상태(안정 혹은 불안정)를 연구자가 인위적으로 구분하지 않고 데이터가 제공하는 객관적인 정보에 의해 확률적으로 판별이 가능한 장점이 있다.

상태방정식은 비관측 공통요인인 금융시장 공통의 변동성 동학을 나타내며 VAR(1) 형태로 설정된다.

$$\begin{pmatrix} \beta_t \\ \beta_{t-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_{s_{1,t}} \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_1 & \phi_2 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_{t-1} \\ \beta_{t-2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \nu_t \\ 0 \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$\nu_t \sim N(0, \sigma_{v,s_{1,t}}^2), \text{ cov}(\nu_t, \xi_{i,t}) = 0, \quad i = k_t, ex_t, dow_t$$

$\beta_t$ 는 금융시장 공통의 변동성(이하 FMV : Financial Market Volatility)을 나타내는 비관측 공통요인이며 FMV 동학의 지속성(persistence)을 나타내기 위해 AR(2)로 설정하였다.<sup>10)</sup>  $\beta_t$ 의 상수항( $u_{s_{1,t}}$ )과 오차항( $\nu_t$ )의 분산( $\sigma_{v,s_{1,t}}^2$ )이 FMV 국면을 결정하는데,  $u_{s_{1,t}} = u_0 + u_1 S_{1,t}$ ,  $\sigma_{v,s_{1,t}}^2 = \sigma_{v,0}^2 + \sigma_{v,1}^2 S_{1,t}$ 와 같다. 여기서  $S_{1,t} = 0$ 인 경우  $u_{s_{1,t}} = u_0$ ,  $\sigma_{v,s_{1,t}}^2 = \sigma_{v,0}^2$ 로 FMV의 평균값과 분산이 낮은 상태인 변동성 안정국면이지만  $S_{1,t} = 1$ 인 경우  $u_{s_{1,t}} = u_0 + u_1$ ,  $\sigma_{v,s_{1,t}}^2 = \sigma_{v,0}^2 + \sigma_{v,1}^2$ 로 FMV의 평균값과 분산이 높은 상태, 즉 FMV가 불안정 국면상태를 나타낸다. 따라서 FMV 국면은 결정하는  $S_{1,t}$ 가 어떤 값(0: 안정, 1: 불안정)을 갖느냐에 의해 결정된다. 여기서  $S_{1,t}$ 가 연구자에 의해 임의로 1 또는 0으로 결정되면 일반적인 더미변수와 같은 역할을 하지만 국면전환모형에서는  $S_{1,t}$ 가 마코브 체인(Markov chain) 확률 과정을 따르는 것을 가정한다. 마코브체인 확률과정은 전이확률(transition probability)에 의해 결정되는데

변동성 안정국면 확률:  $\Pr(S_t = 0 | S_{t-1} = 0) = P_{cf}$ ,  $0 < P_{cf} < 1$

변동성 불안정국면 확률:  $\Pr(S_t = 1 | S_{t-1} = 1) = Q_{cf}$ ,  $0 < Q_{cf} < 1$

와 같이 나눌 수 있다.

관측방정식은 실제 데이터를 통해서 관찰되는 변수 벡터의 관계식으로 종합주가지수 변동성( $k_t$ ), 환율 변동성( $ex_t$ ), 다우지수 변동성( $dow_t$ )으로 구성된다. 개별 금융시장 변동성 국면은 상수항 및 오차항 분산의 독립적인 국면전환에 따라 결정되며 금융시장 공통의 변동성인 FMV에 의해 공통적으로 영향을 받는다. 또한 개별 금융시장은 FMV에 의해 영향을 받는 부분을 제외하면 독립적인 변동을 하기 때문에 각 금융시장별 오차항의 상관관계는 '0'이 된다. 즉  $\text{cov}(\xi_{j,t}, \xi_{i,t}) = 0$  ( $i \neq j$ ,  $i, j = k_t, ex_t, dow_t$ )을 만족한다.

$$\begin{pmatrix} k_t \\ ex_t \\ dow_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{0,k} + a_{1,k} S_{2,t} \\ a_{0,ex} + a_{1,ex} S_{3,t} \\ a_{0,dow} + a_{1,dow} S_{4,t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \lambda_k & 0 \\ \lambda_{ex} & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_t \\ \beta_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \xi_{k,t} \\ \xi_{ex,t} \\ \xi_{dow,t} \end{pmatrix} \quad (2)$$

10) FMV의 동학은 AR(2)로 설정하였는데 이는 평균을 중심으로 순환(cyclical)하는 패턴을 가정하였기 때문이다.

$$\xi_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,s_{2,t}}^2), \xi_{ex,t} \sim N(0, \sigma_{ex,s_{3,t}}^2), \xi_{dow,t} \sim N(0, \sigma_{dow,s_{4,t}}^2)$$

$$cov(\xi_{j,t}, \xi_{i,t}) = 0, \text{ 단, } i \neq j, i, j = k_t, ex_t, dow_t$$

$S_{2,t}, S_{3,t}, S_{4,t}$ 는 각각 종합주가지수, 환율, 다우지수 변동성의 국면을 결정하며 마코브체인 확률과정을 따르는 것으로 가정한다.  $\lambda_i (i = k, ex)$ 는 FMV가 개별 금융시장 변동성에 미치는 영향 정도를 나타내는 팩터로딩(factor loading)이며 모형 식별을 위해  $\lambda_{dow} = 1$ 로 설정하였다.<sup>11)</sup> 따라서 3개 관측변수와 1개 상태변수의 독립적인 국면전환을 고려한 위의 모형은  $16 (= 2^4)$ 개의 국면조합이 존재하며 아래와 같이 간단히 표기할 수 있다.

$$\text{관측방정식: } y_{i,t} = a_{i,s_{i,t}} + H_i \tilde{\beta}_t + \xi_{i,t} \sim N(0, \Sigma_{i,s_{i,t}}), i = k_t, ex_t, dow_t \quad (3)$$

$$\text{상태방정식: } \tilde{\beta}_t = \tilde{u}_{s_t} + F \tilde{\beta}_{t-1} + \tilde{v}_t \sim N(0, \Sigma_{\tilde{v},s_t}) \quad (4)$$

$$\text{단, } \tilde{\beta}_t = \begin{pmatrix} \beta_t \\ \beta_{t-1} \end{pmatrix}, \tilde{u}_{s_t} = \begin{pmatrix} u_{s_{1,t}} \\ 0 \end{pmatrix}, F = \begin{pmatrix} \phi_1 & \phi_2 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \tilde{v}_t = \begin{pmatrix} v_t \\ 0 \end{pmatrix}$$

추정에 앞서 모든 자료는 평균 제로(0) 및 표준편차는 1이 되도록 표준화하였다. 개별 금융시장마다 변동성의 절대적 크기가 다르기 때문에 표준화를 하면 변동성의 규모(scale)를 일치시킬 수 있는 장점이 있다. 따라서 동태요소모형을 이용해 공통추세를 추출하는 대다수의 연구에서는 표준화를 통해 각 변수의 스케일을 일치시킨 후 추정을 한다. 상태공간 모형으로 설정된 동태적 요소모형은 베이지안 방법을 이용하여 추정하였다.<sup>12)</sup> 베이지안 추정을 위해 각 모수에 대한 사전분포(prior distribution)를 가정해야 한다. 본 연구에서는 상수항, 변동성의 지속성 등을 나타내는 일반적인 모수는 정규분포, 금융시장 변동성의 국면을 결정하는 전이확률은 베타분포, 오차항 분산의 경우 역감마 분포를 가정(〈표 3〉 참고)하였다. 역감마 분포에 대한 사전분포 설정시 부정확한 사전분포(improper prior distribution)를 가정함으로써 데이터에서 제공하는 객관적 정보를 최대한 이용하여 분산의 사후분포(posterior distribution)를 추정하였다. 정규분포를 가정한 모수의 경우 분산에 대한 사전분포는 1로 설정하였다. 절편을 나타내는 상수항에 대하여 불안정 상태의 사전분포는 0.8로, 안정상태의 사전분포는 -0.2로 통일하였다. 전이확

11)  $\lambda_{dow}$ 를 1로 제약하는 대신 상태 방정식의 분산을 1로 제약하여 추정해보고, 관측 방정식을 AR(1)형태 등으로 추정해보는 등 다양한 형태의 모형을 추정해보았지만 본문에서 사용한 모형 설정이 우리나라 경기국면을 설명하는데 가장 적합한 것으로 나타났다.

12) 상태공간 모형의 Gibbs-sampling 추정방법에 대해서는 Kim and Nelson(1999)에 보다 자세히 설명되어 있다.

를 값은 안정상태의 확률이 높은 값을 갖도록 사전분포 값을 결정하였다.

개별 금융시장 변동성과 FMV가 독립적으로 국면전환 되도록 설정된 동태적 요소모형의 사후분포는 Gibbs-sampling 방식으로 추정되었다. Gibbs-sampling 방식은 각 모수의 순차적인 조건부 분포를 이용하여 사후분포를 추정하는 방식이다. 이를 위해서는 상태방정식과 이와 관련된 모수 및 FMV를 먼저 추정한다. 일단 상태방정식이 추정되면 관측방정식의 모수를 추정하는데 있어 상태방정식은 주어진(given) 외생변수와 같은 역할을 수행한다(추정방법은 <참고 1> 참조). 이후 관측방정식의 모수정보를 이용하여 상태방정식과 FMV를 다시 추정하는 등 반복과정을 진행한다. 본 연구에서는 동 과정을 표본기간에 대해 15,000번 반복하여 모수의 표본을 추출한 후 처음 5,000번째까지 모수 표본을 소각한 사후분포 자료를 이용하여 각 모수의 평균 및 베이지안 신뢰구간(credible interval) 등을 계산하였다. 여기서는 각 모수의 90% 확률구간을 구하였으며 추정결과는 <표 3>에 제시하였다.<sup>13)</sup>

<표 3>은 Gibbs-sampling을 이용한 베이지안 추정결과를 보여준다. 금융시장 안정기에는 개별 금융변수의 변동성 수준 및 분산의 변동성이 낮은 값을 보였지만 금융시장 불안정기에는 변동성 수준(절편)이 상승하고 분산도 확대된 것을 알 수 있다.<sup>14)</sup> 한편 FMV의 동학을 결정하는 모수의 사후분포 중  $u_0$ ,  $\phi_2$  값은 평균치가 거의 0에 근접할 뿐 아니라 90% 베이지안 신뢰구간에서도 모수의 분포가 음(-)~양(+)의 구역에 걸쳐 나타는 등 통계적 유의성은 낮았다. FMV가 개별 금융시장 변동성에 영향을 미치는 정도를 나타내는 팩터로딩인  $\lambda_i(i = k, ex)$ 값을 보면 주식시장 변동성의 경우 0.655, 외환시장의 경우 0.165로 주식시장이 외환시장보다 약 4배정도 민감하게 반응하였다. 반면 변동성 확대국면 즉 금융시장이 불안정한 경우 변동성의 상수항은 외환시장(1.733)이 주식시장(1.598)보다 소폭 높은 것으로 추정되었다.

13) 베이지안 방법을 이용하여 모수를 추정할 경우 사후 분포는 주관적인 사전분포와 데이터가 제공하는 객관적인 정보(likelihood)에 의해 결정된다. <표 3>에 제시된 추정결과 중 추정된 일부 모수( $\phi_1$ ,  $a_{1,k}$ ,  $a_{1,ex}$ ,  $\sigma_{v,1}^2$ ,  $\sigma_{ex,1}^2$  등)들은 사전분포로부터 사후분포 값이 크게 벗어난 것을 알 수 있다. 이는 이들 모수를 추정하는데 있어 연구자의 주관적인 사전정보 보다는 데이터가 제공하는 객관적인 정보(likelihood)가 더 많은 정보를 제공하였기 때문이다.

14) 개별 금융시장 변동성은 안정기에는 음(-)의 값을 가지나 불안정기에는 양(+)의 값을 갖으며 평균적인 기대값은 '0'이 된다. 이는 동태요소모형 추정시 각 변동성을 표준화했기 때문이다.

〈표 3〉 베이지안 추정결과<sup>1)2)</sup>

모 수	사전(prior)분포			사후(posterior)분포	
	분포	평균	분산	평균	90% 구간(credible interval)
$u_0$	Normal	-0.2	1.0	$-4.69 * 10^{-4}$	[-0.052, 0.052 ]
$u_1$	Normal	0.8	1.0	2.393	[ 1.075, 4.815 ]
$\phi_1$	Normal	0.8	1.0	0.175	[0.056, 0.306 ]
$\phi_2$	Normal	-0.2	1.0	-0.003	[-0.106, 0.099 ]
$a_{0,k}$	Normal	-0.2	1.0	-0.596	[-0.681, -0.515]
$a_{1,k}$	Normal	0.8	1.0	1.598	[ 1.364, 1.831 ]
$\lambda_k$	Normal	1.0	1.0	0.655	[ 0.564, 0.746 ]
$a_{0,ex}$	Normal	-0.2	1.0	-0.252	[-0.292, -0.213]
$a_{1,ex}$	Normal	0.8	1.0	1.773	[ 1.084, 2.451 ]
$\lambda_{ex}$	Normal	1.0	1.0	0.165	[ 0.095, 0.235 ]
$a_{0,dow}$	Normal	-0.2	1.0	-0.535	[-0.648, -0.393]
$a_{1,dow}$	Normal	0.8	1.0	0.688	[ 0.539, 0.863 ]
$P_{FMV}$	Beta	0.875	0.106	0.943	[ 0.909, 0.972 ]
$Q_{FMV}$	Beta	0.833	0.134	0.790	[ 0.681, 0.884 ]
$P_k$	Beta	0.875	0.106	0.948	[ 0.916, 0.974 ]
$Q_k$	Beta	0.833	0.134	0.881	[ 0.811, 0.938 ]
$P_{ex}$	Beta	0.875	0.106	0.962	[ 0.938, 0.980 ]
$Q_{ex}$	Beta	0.833	0.134	0.836	[ 0.741, 0.914 ]
$P_{dow}$	Beta	0.875	0.106	0.930	[ 0.884, 0.964 ]
$Q_{dow}$	Beta	0.833	0.134	0.889	[ 0.805, 0.949 ]
$\sigma_{v,0}^2$	Inv_Gamma	—	—	0.152	[ 0.107, 0.216 ]
$\sigma_{v,1}^2$	Inv_Gamma	"	"	2.345	[ 0.682, 7.935 ]
$\sigma_{k,0}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.126	[ 0.095, 0.165 ]
$\sigma_{k,1}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.471	[ 0.266, 0.730 ]
$\sigma_{ex,0}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.078	[ 0.065, 0.094 ]
$\sigma_{ex,1}^2$	Inv_Gamma	"	"	4.266	[ 2.531, 6.824 ]
$\sigma_{dow,0}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.097	[ 0.072, 0.129 ]
$\sigma_{dow,1}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.063	[ 0.005, 0.157 ]

주 : 1) 본문의 (1)~(2)식에 주어진 모형 계수들의 추정치

2) 추정기간 : 1995년 1월~2012년 1월



전이확률( $P_i, Q_i, i = FMV, k, ex, dow$ )은 특정한 국면이 평균적으로 얼마나 오래 동안 지속될지에 대한 듀레이션정보를 제공한다.  $P_i, Q_i$ 는 각 금융시장 및 FMV 국면( $S_{i,t}$ )의 동학인 마코브 스위칭 과정을 결정하는 모수로  $P_i$ 는  $\Pr(S_t = 0 | S_{t-1} = 0)$ 의 확률(안정국면),  $Q_i$ 는  $\Pr(S_t = 1 | S_{t-1} = 1)$ 의 확률(불안정 국면)을 각각 나타낸다. FMV 및 모든 금융시장에 대해  $P_i > Q_i$ 인 것에서 알 수 있듯이 안정국면의 확률이 불안정 국면의 확률보다 높다. 여기서 D를 안정국면의 듀레이션이라고 하면

$$D = 1 \text{ 인 경우 : } \Pr(D = 1) = \Pr(S_{t+1} = 1 | S_t = 0) = (1 - P_i)$$

$$D = 2 \text{ 인 경우 : } \Pr(D = 2) = \Pr(S_{t+1} = 0, S_{t+2} = 1 | S_t = 0) = P_i(1 - P_i)$$

$$\vdots$$

따라서 안정국면의 기대 듀레이션은 다음과 같이 계산할 수 있다(Kim and Nelson 1998).

$$E(D) = \sum_{j=1}^{\infty} j \Pr(D = j) = \frac{1}{1 - P_i}$$

〈표 4〉 금융시장 변동성 국면의 기대 지속기간(Expected Duration)<sup>1)</sup>

	FMV	$k_t$	$ex_t$	$dow_t$
안정국면 지속기간	17.5개월	19.2개월	26.3개월	14.2개월
불안정국면 지속기간	4.7개월	8.4개월	6.0개월	9.0개월

주 : 1) 특정 국면의 기대 지속기간은  $E(D) = \sum_{j=1}^{\infty} j \Pr(D = j) = 1/(1 - P_i)$ 에 의해 계산된다.

〈표 4〉의 결과에서 주식시장의 안정국면 지속기간은 약 19개월로 외환시장(26개월)보다 짧았으며 FMV의 안정국면 지속기간은 17.5개월로 나타났다. 반면 불안정국면 지속기간은 FMV가 약 4.7개월로 가장 짧았으며 주식시장(8.4개월)은 외환시장(6.0개월)보다 길게 나타났다. 금융시장 불안정 국면의 기대 듀레이션은 대략 5개월(FMV)~9개월(다우지수)정도로 나타났는데 이는 실물부문 경기침체의 지속기간에 비해 비교적 짧은 것임을 알 수 있다.<sup>15)</sup> 따라서 금융시장 변동성이 불안정 국면에 돌입후 일정기간이 지나 안정상태로 재 진입했을 지라도 경기침체가 끝났다고 판단하는 것은 옳지 않다. 이에 대해서는

15) 일례로 2000년 8월 경기침체기간은 11개월, 2002.12월 침체기간은 29개월, 2008.1월 침체기간은 14개월을 기록하였다.

경기침체의 듀레이션에 기간에 대한 체계적인 보완 연구가 필요한 것으로 보인다.

〈그림 2〉 및 〈그림 3〉은 모형에서 추정된 FMV의 추이와 FMV의 국면전환 확률을 각각 나타낸다. 2000년 이후 FMV의 추이를 보면 대개 경기수축 국면 직전 및 경기수축 국면에 비교적 높은 변동성을 보였으며 고 변동성으로의 국면전환 확률도 매우 높았다. 그리고 글로벌 금융위기 때 변동성이 정점을 기록하였다. 2000년 이후 통계청이 공식적으로 발표한 경기수축기는 2000년 8월~2001년 7월, 2002년 12월~2005년 4월, 2008년 1월~2009년 2월(잠정)의 총 3회였다. 먼저 외환위기 이후 첫 번째 경기수축기(2000년 8월~2001년 7월)를 전후하여 현대그룹이 유동성문제에 직면하면서 주가가 하락하고 채권시장 금리가 상승하는 등 금융시장이 불안한 모습을 보였는데 특히 이 기간 중 종합지수가 500포인트대로 하락하면서 금융시장 불안을 주도하였다. 당시 FMV 추이를 보면 제로(0)근방에서 안정적인 상태를 유지하다가 경기정점 5개월 전인 2000년 3월에 0.67(전월 0.23)로 급격히 높아졌으며 고변동성으로의 국면전환 확률도 약 16%(전월 5.5%)로 급상승하였다. 그 후 경기침체기에 변동성은 더욱 확대되었으며 국면전환 확률도 50%를 상회하였다. 두 번째 경기수축기(2002년 12월~2005년 4월)의 경우 LG카드 등 신용카드 부실대출 문제, SK글로벌 분식회계문제 등으로 비교적 긴 경기수축국면(28개월)을 기록하였다. FMV값 역시 경기정점 6개월 전인 2002년 7월 2.2(전월 0.4)로 급상승을 보였으며 국면전환 확률은 2002년 6월 27%대에서 2002년 7월 96%로 급상승하였다. 글로벌 금융위기로 촉발된 세 번째 경기수축기(2008년 1월~2009년 2월, 잠정)의 경우 경기정점 2개월 전인 2007년 11월 FMV값이 0.67(전월 0.12), 국면전환 확률은 13%대(전월 7%대)로 상승하기 시작하였다. 이후 변동성은 지속적으로 높은 값을 유지하였으며 리만브라더스 파산 시점인 2008년 9월을 전후로 가장 높은 FMV값을 기록하였다. 이러한 고 변동성 국면은 2009년 6월에 들어서야 안정상태(10%확률 미만)로 접어들었다.

이상의 결과에서 알 수 있듯이 FMV 수치와 국면전환 확률을 이용해 다음과 같은 경기판단이 가능하다. 경기 확장기중 FMV값이 일정 수치(약 0.6)를 넘는 상태가 지속되며 동시에 고 변동성으로 국면전환 확률이 15%~20%를 상회할 경우 얼마 지나지 않아 경기는 정점을 기록하고 수축국면으로 진입할 가능성이 큰 것으로 나타났다. 실물지표를 이용한 경기침체 판단은 일정기간이 지난 후 여러 종류의 경제지표를 비교해 보고 나서 판단이 가능하지만 FMV와 같이 금융시장으로부터 추출한 정보는 실시간적으로 경기국면에 대한 신뢰할 만한 정보를 제공하는 장점이 있다. 또한 금융자산의 가격변수는 경제주체의 향후 경기에 대한 기대를 반영하는 경기선행적 정보를 가지고 있기 때문에 가격 변동을 통해 금융시장 참가자의 경기전망에 대한 정보를 신속하게 추출할 수 있다. 그런데 최근 2011년 하반기 이후 글로벌 금융위기가 완전히 해결되기도 전에 유럽 재정위기 문제가

다시금 확산되며 국내외 금융시장과 외환시장은 큰 변동성을 보였다. 2011년 8월 FMV값은 전월 0.14에서 3.03으로 국면전환 확률은 전월 12%대에서 99%대를 기록하였으며 이러한 고 변동성 국면은 연말까지 지속되었다. 2011년 하반기 유럽 재정위기로 야기된 국내외 금융시장의 극심한 변동성 확대를 통해 금융시장 참가자들은 2011년 하반기 혹은 2012년 상반기 중으로 우리나라 경기가 수축국면에 진입할 가능성이 매우 높은 것으로 예상하고 있음을 추론할 수 있다.

한편, <부록 5>의 DFMV(Domestic FMV)와 국면전환 확률은 다우지수 대신 부도(default)위험과 기간(term)위험이 반영된 금리 스프레드(회사채(AA-) 3년만기 수익률-통안증권 1년만기 수익률) 변동성을 이용하여 추정한 결과를 보여준다. 이 경우 외환위기와 글로벌 금융위기 단 2차례에 걸쳐 변동성이 매우 확대되는 등 경기변동 보다는 금융위기 국면을 판단하는데 더 유용한 정보를 제공하였다. 특히 채권시장이 고 변동성으로 국면전환될 경우 금융위기 확률은 매우 높아지는 것으로 나타났다.

<그림 4-A>~<그림 4-C>는 주가지수, 환율, 다우지수 등 개별 금융시장의 변동성국면을 보여준다. 개별 금융시장의 변동성 추이에서처럼 변동성 국면전환 확률이 금융시장 별로 다른 양상을 보이기 때문에 특정 금융시장만으로 금융시장 공통의 변동성 국면을 판별하기는 쉽지 않다. 주식시장의 경우 외환위기 이후 경기확장기에도 지속적으로 높은 변동성 국면을 유지하였다. 원/달러 환율의 경우 외환위기와 글로벌 금융위기, 2011년 유럽재정위기 등의 경우에만 높은 변동성을 보였지만 이전 2차례 경기 수축기에 대해서는 낮은 변동성 국면을 유지하였다. 이렇듯 각 금융시장의 변동성은 독립적으로 움직일 수 있기 때문에 FMV와 같이 금융시장 전반에 대한 종합적인 정보를 바탕으로 경기를 판단하는 것이 보다 바람직할 수 있다.

## 2. 모형의 강건성(robustness) 분석

모형의 강건성을 분석하기 위해 사전분포를 변경할 경우 및 추정표본을 달리할 경우 추정결과가 어떻게 달라지는지 살펴보았다.

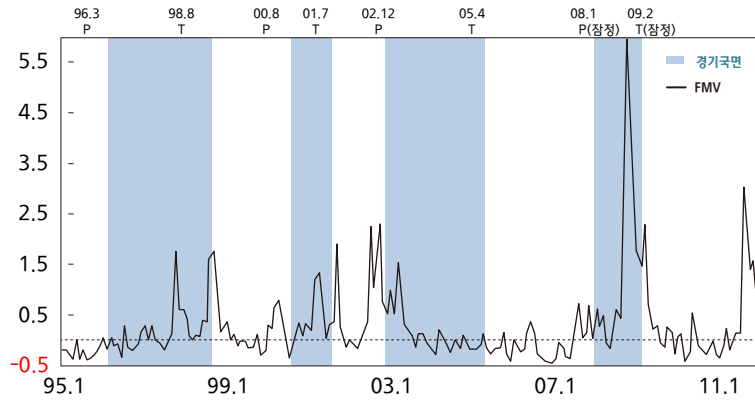
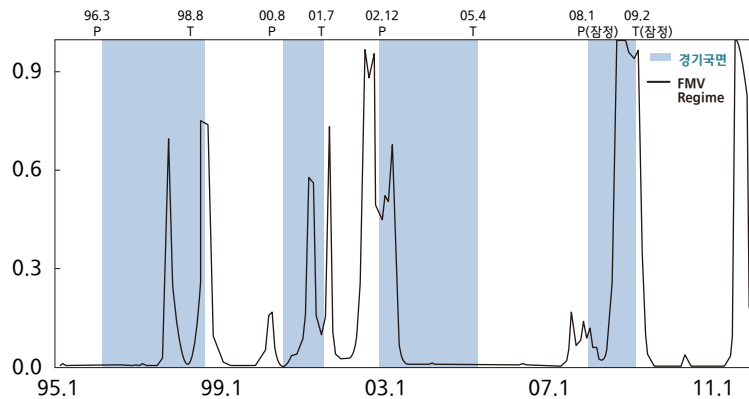
우선 추정된 사후분포가 사전분포 가정에 따라 어떻게 달라지는지 민감도(sensitivity) 분석을 실시하였으며 추정 결과는 <부록 2>에 제시하였다. 정규 사전분포를 가정한 모수의 경우 평균을 0.8(-0.2)에서 0.5(-0.3)로 변경하였으며 분산의 사전분포는 1에서 0.5로 변경하였다. 또한 주가와 환율 팩터로딩의 평균값은 1에서 0.5로 변경하였다. <부록 2>에 제시된 사후분포의 평균 및 90% 베이지안 신뢰구간 추정치는 <표 3>의 결과와 거

의 유사하게 나타나는 등 사전분포 가정에 대하여 매우 강건(robust)한 것으로 나타났다. 또한 변경된 사전분포를 이용해 추정한 사후분포 평균값들의 대부분은 <표 3>에 제시된 변경전 사후분포의 90% 베이esian 신뢰구간에 포함된 것을 알 수 있다.  $u_1$  및  $\sigma_{v,1}$  등 일부 모수의 사후분포 평균이 다소 크게 변하였지만 이들 모수들 역시 <표 3>에 제시된 90% 밴드 안에서 움직인 것으로 나타났다.

다음으로 추정표본기간에 대한 민감도 분석을 실시하였다. <부록 3>은 추정기간을 달리 하였을 경우 추정된 FMV 추이를 나타낸다. 2000년 이후 발생한 최근 3회의 경기정점에 대하여 각각의 경기정점 7개월 전부터 경기정점 2개월 후까지 매월 자료를 갱신하며 순차적으로 모형을 추정하여 얻은 결과이다. 추정된 FMV값은 경기정점 전후로 변동성이 높아지는 것을 확인 할 수 있다. FMV 추세는 전체기간을 대상으로 추정했을 때와 유사한 패턴을 유지하며 표본기간 변동에 대해 매우 일관된 모습을 보여주었다. 또한 각 경기정점 근방을 기준으로 추정된 FMV 값 역시 경기정점 전후 및 경기침체에 변동성이 확대되는 등 경기정점 근방을 기준으로 한 당시기준 실시간(real time) 경기전환에 대한 유용한 정보를 제공하였다. 마지막으로 2012년 10월까지 자료를 연장하여 모형을 추정해 보았다.<sup>16)</sup> <부록 4>는 FMV 값과 이에 대한 국면전환확률 추이를 나타낸다. 또한 우리나라 통계청에서 발표하는 경기선행지수 순환변동치를 점선으로 표시하여 FMV 국면전환 확률과 함께 비교하였다.<sup>17)</sup> 경기선행지수 순환변동치는 경기정점에 앞서 하락하는 경향이 있지만 그 선행하는 정도가 일관되지 못한 모습을 보였다. 특히 2005년 4월에서 2008년 1월 사이 경기선행지수 상하로 진동하는 패턴을 보였으며 2010년 1월 이후 2012년 10월까지 경기선행지수는 지속적인 하락추세를 보이고 있다. 반면 FMV는 경기 정점약 2~6개월 전에 변동성이 커지기 시작하며 국면전환확률이 높아졌다. 특히 이전의 결과와 마찬가지로 2011년 7월~12월사이 금융시장 변동성이 높게 나타났는데 이는 2011년 하반기에서 2012년 상반기 사이 경기침체에 진입할 가능성에 대한 시장참가자의 기대가 반영된 결과로 보인다.

16) 사후분포 추정결과는 <표 3>의 결과와 거의 일치하였으며 FMV 추이 및 국면전환 확률 역시 <그림 2> 및 <그림 3>와 큰 차이가 없었다.

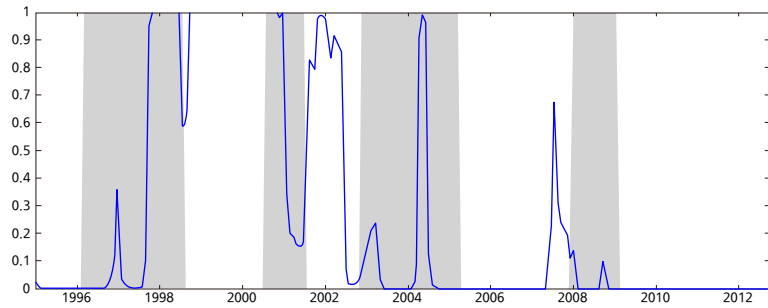
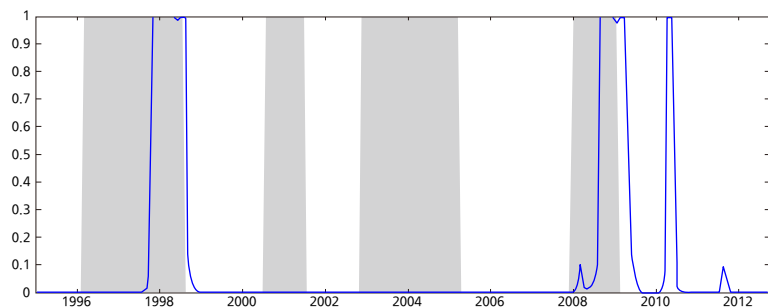
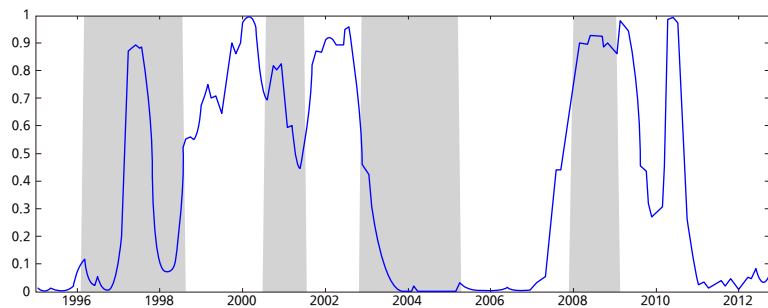
17) 국면전환 모형에서 전이확률을 시변(time-varying)하는 형태로 설정할 수 있는데 특히 경기변동의 국면전환 모형과 관련하여 경기선행지수는 전이확률의 설명변수로 자주 사용된다.

〈그림 2〉 금융시장 변동성(FMV: Financial Market Volatility) 추이<sup>1)2)</sup>〈그림 3〉 금융시장 변동성(FMV)의 국면전환 확률<sup>1)2)3)</sup>

주 : 1) 각 그림의 음영 부분은 통계청 발표 경기수축기를 의미한다.

2) 추정기간 : 1995년 1월~2012년 1월

3) 실선의 확률이 1에 가까울수록 FMV는 불안정 국면, 0에 가까울수록 안정국면을 의미한다.

〈그림 4-A〉 주식시장 변동성( $k_t$ )의 국면전환 확률<sup>1)2)3)</sup>〈그림 4-B〉 외환시장 변동성( $ex_t$ )의 국면전환 확률<sup>1)2)3)</sup>〈그림 4-C〉 다우지수 변동성( $dow_t$ )의 국면전환 확률<sup>1)2)3)</sup>

주 : 1) 각 그림의 음영부분은 통계청 발표 경기수축기를 의미한다.

2) 추정기간 : 1995년 1월~2012년 1월

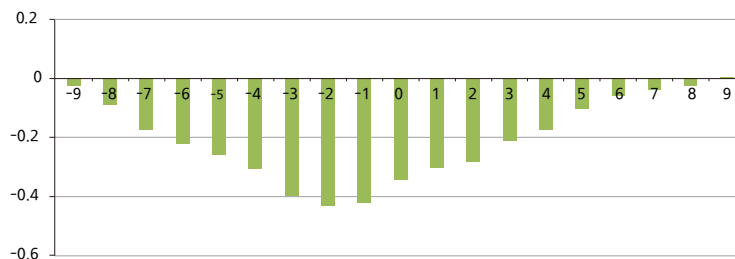
3) 실선의 확률이 1에 가까울수록 각 변동성은 불안정 국면, 0에 가까울수록 안정 국면을 의미한다.

## Ⅳ. 금융시장 변동성의 경기에측력

앞에서 살펴보았듯이 FMV는 경기 정점에 선행하여 변동성이 점차 커지는 것으로 나타나는 등 경기 선행적 정보를 내포하는 것으로 나타났다. IV장에서는 좀 더 엄밀한 방법으로 FMV가 경기에 대한 선행정보를 포함하는지 여부를 살펴보았다. FMV와 경기변수의 시차상관 및 그랜저 인과분석 등을 실시하였으며 VAR 모형을 이용해 표본외 예측(out of sample forecasting)을 하였다. 경기 대용지표로는 광공업 생산지수의 전년 동월비(이하 IP)를 사용하였다. IP 전월대비 증감률의 경우 AR(1)~AR(3)의 모형을 추정해 보았지만 상수항을 제외한 모든 시차변수의 계수는 통계적으로 유의하지 않았다. 이는 IP의 전월비 증감률의 경우 월별 변동성이 너무 커 일관된 패턴을 보이지 않기 때문에 자신의 과거 정보조차도 예측에 유용하지 못함을 의미한다. 따라서 예측과 관련해서는 IP의 전년동월비 자료를 이용하였는데 이는 전월비보다 성장률의 추세적 판단<sup>18)</sup>이 보다 용이하기 때문이다.

〈그림 5〉는 FMV와 IP와의 시차상관 분석 결과를 보여준다. FMV와 IP와의 당기 상관계수는 -0.34로 나타났다. 음(-)의 상관관계는 변동성이 증가하면 경기가 하락하는 것을 의미하므로 이론적인 부호와 일치한다. 또한 FMV와 3개월 전 시차까지 음(-)의 상관계수가 당기 상관계수보다 높은 것(절대값 기준)으로 나타났다. 이는 과거 FMV의 정보가 현재 경기에 더 많은 정보를 담고 있음을 의미한다. 또한 당기시점을 기준으로 1개월 전과 후, 2개월 전과 후 등 대칭지점의 상관계수 크기를 비교해 보면 FMV의 과거 시차가 경기에 미치는 영향이 경기의 과거시차가 FMV에 미치는 영향보다는 큰 것을 알 수 있다.

〈그림 5〉 FMV와 IP의 시차상관계수<sup>1)</sup>



주 : 1) 추정기간 : 1995년 1월~2012년 1월

18) IP 전년동월비 증감률의 경우 약 4개월 전 시차(lag=4)까지 통계적으로 유의하였다.

FMV와 IP의 그랜저 인과분석 결과를 <표 5>에 요약하였다. 시차는 2, 4, 6, 8, 10개월을 선택하였으며, FMV는 모든 시차에 대해 IP를 「Granger Cause」 하는 것으로 나타났다. 이상의 시차상관분석 및 그랜저 인과분석 결과를 보면 FMV는 경기에 대해 선행정보를 포함하는 것을 알 수 있다.<sup>19)</sup>

<표 5> FMV와 IP의 그랜저 인과 분석<sup>12)</sup>

귀무가설 \ 시차	2	4	6	8	10
IP $\Rightarrow$ FMV	1.396 (0.250)	1.074 (0.375)	0.851 (0.531)	0.699 (0.691)	0.556 (0.847)
FMV $\Rightarrow$ IP	6.944 (0.001)	4.859 (0.000)	3.346 (0.003)	2.790 (0.006)	2.314 (0.014)

주 : 1) F 통계량을 나타내며 ( )안은 귀무가설(예: IP  $\Rightarrow$  FMV의 경우 IP는 FMV를 Granger cause하지 않는다)의 확률값을 나타낸다.

2) 추정기간 : 1995년 1월~2012년 1월

나아가 FMV를 이용하여 표본외 예측을 실시하였다. 기준예측모형(Base)과 비교예측모형(Alternatives)을 이용하여 경기예측에 대한 표본외 예측을 실시하여 오차크기를 상호 비교하였다. 기준예측모형은 IS관계식에 기반한 2변수(경기변수( $IP_t$ ), 실질 콜금리( $Rcall_t$ )) VAR로 구성하였으며 비교예측모형은 기준예측모형에 추가(또는 환율) 변동성을 추가한 예측모형(비교예측모형1)과 기준예측모형에 FMV를 추가한 예측모형(비교예측모형2)으로 구분하였다.

$$\text{기준예측모형: } \begin{pmatrix} IP_t \\ Rcall_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \widetilde{C}_{ip} \\ \widetilde{C}_{Rcall} \end{pmatrix} + B(L) \begin{pmatrix} IP_t \\ Rcall_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \widetilde{\xi}_{t, ip} \\ \widetilde{\xi}_{t, Rcall} \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\text{비교예측모형1: } \begin{pmatrix} IP_t \\ Rcall_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_{ip} \\ C_{Rcall} \\ C_{OPV} \end{pmatrix} + A(L) \begin{pmatrix} IP_t \\ Rcall_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \xi_{t, ip} \\ \xi_{t, Rcall} \\ \xi_{t, OPV} \end{pmatrix} \quad (6)$$

단,  $OPV_t = k_t$  or  $ex_t$

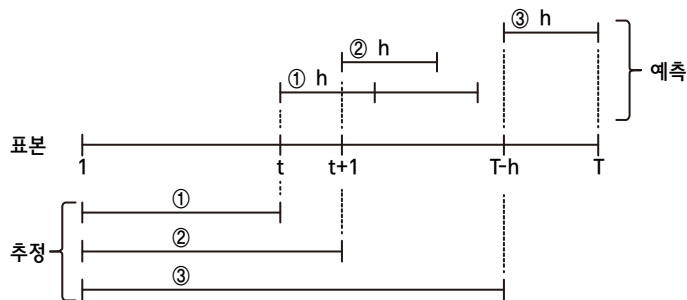
19) 한편 IP의 자기회귀모형에 FMV의 과거시차 변수를 추가할 경우 모형의 설명력(adj.R<sup>2</sup>)이 개선되는 등 그랜저 인과분석과 일치하는 결과를 보였다.



$$\text{비교예측모형2: } \begin{pmatrix} IP_t \\ Rcall_t \\ FMV_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_{ip} \\ C_{Rcall} \\ C_{FMV} \end{pmatrix} + A(L) \begin{pmatrix} IP_t \\ Rcall_t \\ FMV_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \xi_{t,ip} \\ \xi_{t,Rcall} \\ \xi_{t,FMV} \end{pmatrix} \quad (7)$$

기준예측모형과 FMV(혹은 개별 금융시장 변동성)를 추가한 비교예측모형에 대해 1995년 1월~2002년 1월까지 데이터를 이용하여 모형을 추정한 후 2002년 2월부터 2011년 12월까지 축차적으로 1개월씩 시계열 자료를 갱신하며 정해진 예측시계에 대해 표본외 예측을 실시하였다. 예측시계(h)는 3, 6, 9, 12, 15, 18개월로 선정하였다. 표본외 예측과정을 좀 더 자세히 설명하자면 다음과 같다. <그림 6>에서처럼 일정시점(1~t)까지 모형을 추정한 후 예측 시계에 대해 예측을 수행한다. 다시 모형 추정기간을 1개월 갱신(1~t+1)한 후 예측시계 h에 대해 예측을 수행하는 등 (1~t)에서 (1~T-h)기간까지 매 월 추정하고 h기간에 대해 예측을 수행하였다. 예측오차는 h기간에 대한 예측오차 값의 누적치를 사용하였다. 이를 위해서 FMV도 1995년 1월~2002년 1월(1~t)까지 16개의 국면을 갖는 동일한 동태적 요소모형을 추정한 후 1개월 단위로 데이터를 갱신하며 1995. 1~T-h기간까지 매기간 새로이 추정하였다. 추정방식은 앞의 전체표본기간 추정 방식과 동일한 베이지안 Gibbs sampling 방식으로 매 기간 15,000번의 모수추출과 첫 5,000번 표본을 소각한 사후분포의 평균치를 이용하였다.

<그림 6> 축차적(recursive) 표본외 예측



표본외 예측에 대한 결과는 <표 6>에 제시하였다. <표 6>에서 VAR\_FMV는 「비교예측 모형2 예측오차/기준예측모형 예측오차」, VAR\_KSP는 「비교예측모형1 예측오차(주가변동성)/기준예측모형 예측오차」, VAR\_EXR은 「비교예측모형1 예측오차(환율변동성)/기준예측모형 예측오차」의 비율을 각각 의미한다.<sup>20)</sup> IP 예측의 경우 모든 예측시계에 대해 FMV를 이용한 비교예측모형이 기준예측모형 및 주가지수나 환율 변동성 정보가 추가한

비교예측모형보다 평균자승오차(MSE) 값과 평균절대오차(MAE) 값이 작은 것으로 나타났다. FMV를 이용한 비교예측모형은 6개월 후 경기 예측에 대해 예측오차가 가장 작았으며 예측시차가 길어질수록 예측오차도 커지는 패턴을 보였다. 그러나 모든 경우에 대해서 기준예측모형보다 오차크기가 작았다. 한편 주가지수 변동성을 고려한 경우 대체적으로 기준예측모형보다는 예측오차가 작았으나 환율변동성을 고려한 경우 기준예측모형보다 오히려 예측오차가 큰 것으로 나타났다.

〈표 6〉 금융시장 변동성의 경기예측력 : 표본외 예측(IP)<sup>1)</sup>

예측모형		예측시계(월)					
		3	6	9	12	15	18
평균 자승오차 (MSE)	① VAR_FMV	0.890	0.871	0.885	0.901	0.930	0.964
	② VAR_KSP	0.926	0.908	0.916	0.939	0.993	1.063
	③ VAR_EXR	1.032	1.031	1.044	1.082	1.139	1.190
평균 절대오차 (MAE)	① VAR_FMV	0.920	0.909	0.929	0.938	0.955	0.973
	② VAR_KSP	0.970	0.952	0.958	0.973	1.005	1.040
	③ VAR_EXR	1.017	1.019	1.020	1.053	1.088	1.113

주: 1) VAR\_FMV는 「비교예측모형2 예측오차/기준예측모형 예측오차」, VAR\_KSP는 「비교예측모형1 예측오차(주가변동성)/기준예측모형 예측오차」, VAR\_EXR은 「비교예측모형1 예측오차(환율변동성)/기준예측모형 예측오차」의 비율을 각각 의미한다.

## V. 결론

본 연구에서는 종합주가지수, 원/달러환율, 다우지수의 변동성으로 구성된 마코브 스위칭 동태요소모형을 이용하여 개별 금융시장에 내재된 금융시장 공통의 변동성을 추정해 보고 동 변동성의 경기예측력을 살펴보았다. 금융시장 공통의 변동성을 내포하는 FMV 추이를 보면 경기정점으로부터 대략 2~6개월 이전 기간 내에 금융시장 변동성이

20) 예측오차는 표본외 예측 평가에서 가장 널리 사용되는 평균자승오차(MSE: Mean Squared Error), 평균절대오차(MAE: Mean Absolute Error)값을 이용하였으며 각 예측시계별로 예측오차 값을 계산한 후 비율(비교예측모형 예측오차/기준예측모형 예측오차)값을 비교하였다. 기준예측모형에 대한 비교예측모형의 상대적 예측오차 비율을 구하는 것으로 1보다 작을수록 비교예측모형의 예측력이 높은 것을 의미한다.

높아지기 시작하면서 경기정점 전후로 가장 높은 변동성을 보였다. 또한 2000년 이후 3차례 경기수축국면 전후로 FMV가 고변동성 국면으로 전환되었다. 따라서 FMV의 국면 전환 확률은 FMV값과 함께 경기수축에 대한 신뢰성 있는 정보를 제공하였다. 특히 2011년 하반기에 글로벌 금융위기가 유럽 재정위기로 확산되며 금융시장 변동성이 크게 확대되었는데 이는 향후 경기침체 가능성에 대한 시장참가자의 기대가 반영된 것으로 볼 수 있다. 그러나 FMV의 변동성 확대국면에 대한 기대 듀레이션이 경기침체 기간의 듀레이션에 비해 짧은 단점이 있다. 따라서 경기침체 기간의 듀레이션과 금융시장 변동성 확대국면의 듀레이션간의 관계는 차후 연구되어야 할 것으로 판단된다.

FMV의 경기에측력을 판단하기 위해 시차상관분석, 그랜저 인과분석 등을 실시한 결과 경기에측에 유의한 정보를 내포하는 것으로 나타났다. 추가적으로 VAR모형을 통해 표본 외 예측을 실시하였는데 FMV는 실물경기에측과 관련 다른 금융변수를 반영한 예측모형보다 우월한 것으로 나타났다. 실물지표를 이용한 경기침체 판단은 일정기간이 지난 후 여러 종류의 경제지표를 비교해 보고 나서 판단이 가능하지만 FMV는 일별 관측이 가능한 금융변수로 구성되기 때문에 실물변수를 통한 경기판단에 앞서 신속하게 경기에 대한 금융시장의 정보를 제공하는 장점이 있다.

## 〈부록 1〉 Gibbs Sampling을 이용한 베이지안 추정방법

FMV 추정에 사용한 동태요소 모형은 관측방정식과 상태방정식으로 구성되며 다음 ①~⑤의 순서에 따라 Gibbs Sampling 방법을 이용하여 추정하였다. Gibbs Sampling은 변수(파라미터)간 축차적인 조건부 분포를 이용하여 모형을 추정하는 방식이다. 본고에서는 상태방정식을 먼저 추정한 후 이를 관측방정식에 대입하여 추정한다. 이 경우 관측방정식은 상태방정식의 조건부 분포를 갖는다. 상태공간 모형의 베이지안 추정에 대해서는 Kim and Nelson(1999)에 더욱 자세히 설명되어 있다.

$$\begin{aligned} \text{관측방정식: } y_{i,t} &= a_{i,s_{i,t}} + H_i \beta_t + \xi_{i,t} \sim N(0, \Sigma_{i,s_{i,t}}) \\ \text{단, } i &= k_t, ex_t, dow_t \end{aligned}$$

$$\text{상태방정식: } \beta_t = u_{s_t} + F\beta_{t-1} + v_t \sim N(0, \Sigma_{v,s_t})$$

- ① 모든 파라미터 및  $\widetilde{S}_T, \widetilde{S}_{iT}$  시계열의 초기값, 관측치  $\widetilde{y}_T$  등이 주어진 상태에서 Karter and Khon의 multi-move sampling 방식을 이용하여  $\beta_t$ 의 결합분포(joint distribution)로부터  $\widetilde{\beta}_T = [\beta_T, \beta_{T-1}, \dots, \beta_1]$ 를 추출(drawings)한다.

$$f(\widetilde{\beta}_T | \widetilde{y}_T, \widetilde{S}_T, \widetilde{S}_{iT}) = f(\beta_T | \widetilde{y}_T, \widetilde{S}_T, \widetilde{S}_{iT}) \prod_{t=1}^{T-1} f(\beta_t | \widetilde{y}_t, \widetilde{S}_t, \widetilde{S}_{i,t+1})$$

$$\text{단, } \widetilde{y}_{iT} = [y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,T}], \quad i = k, ex, dow,$$

$$\widetilde{y}_T = [\widetilde{y}_{kT}, \widetilde{y}_{exT}, \widetilde{y}_{rpT}],$$

$$\widetilde{S}_{i,T} = [S_{i,1}, S_{i,2}, \dots, S_{i,T}], \quad \widetilde{S}_T = [S_1, S_2, \dots, S_T]$$

- ② 추출된  $\widetilde{\beta}_T$ 와 주어진  $\widetilde{S}_T$ 를 이용하여  $u_{s_t}, F, \Sigma_{v,s_t}$ 의 결합사후(joint posterior)분포로부터 해당 모수들을 추출한다.

$$f(u_{s_t}, F, \Sigma_{v,s_t} | \widetilde{S}_T, \widetilde{\beta}_T) = \pi(u_{s_t}, F, \Sigma_{v,s_t}) L(u_{s_t}, F, \Sigma_{v,s_t} | \widetilde{S}_T, \widetilde{\beta}_T)$$

$$\text{단, } \pi(\cdot): \text{사전분포, } L(\cdot): \text{우도함수}$$

- ③ 주어진  $\widetilde{S}_T$ 를 이용하여  $\widetilde{S}_T$ 의 전이확률( $P_{cf}, Q_{cf}$ )을 추출한다.

$$f(P_{cf}, Q_{cf} | \widetilde{S}_T) = \pi(P_{cf}, Q_{cf}) L(P_{cf}, Q_{cf} | \widetilde{S}_T)$$

- ④ 추출된  $\widetilde{\beta}_T, u_{s_t}, F, \Sigma_{v, s_t}, P_{cf}, Q_{cf}$ 를 이용하여  $\widetilde{S}_T$ 를 추출한다. ①~④까지의 과정으로 상태방정식이 추정된다.

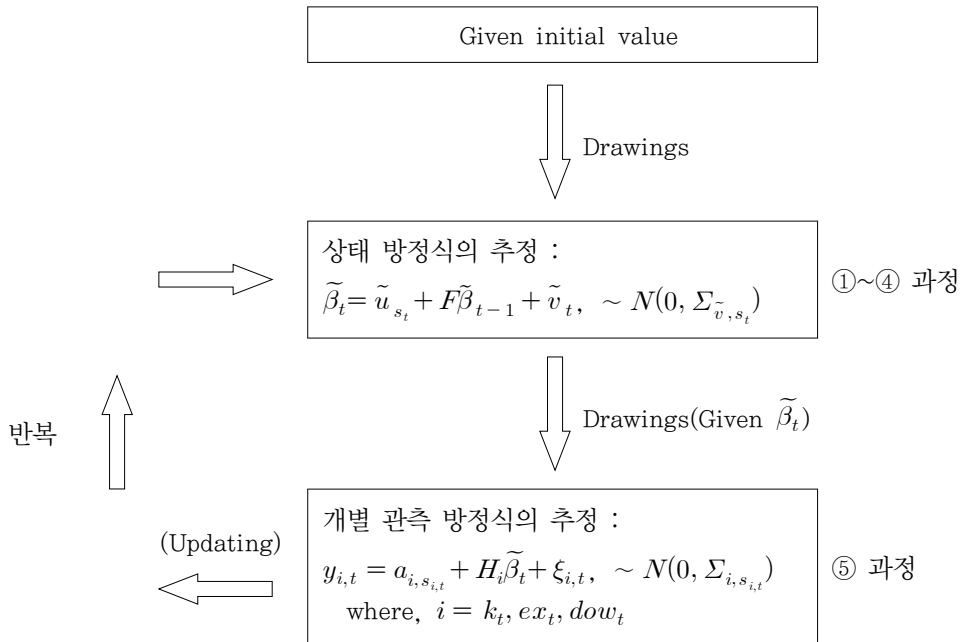
$$\begin{aligned} & f(\widetilde{S}_T | u_{s_t}, F, \Sigma_{v, s_t}, \widetilde{\beta}_T, P_{cf}, Q_{cf}) \\ &= f(S_T | u_{s_t}, F, \Sigma_{v, s_t}, \widetilde{\beta}_T, P_{cf}, Q_{cf}) \prod_{t=1}^{T-1} f(S_t | u_{s_t}, F, \Sigma_{v, s_t}, \widetilde{\beta}_T, P_{cf}, Q_{cf}, S_{t+1}) \end{aligned}$$

- ⑤ 관측방정식도 동일한 방식으로  $i = k, ex, dow$ 에 대하여

- ① 추출된  $\widetilde{\beta}_T$ 를 이용하여  $a_{s_{i,t}}, H_i, \Sigma_{i, s_{i,t}}$ 를 추출한다.
- ② 주어진  $\widetilde{S}_{i,T} = [S_{i,1}, S_{i,2}, \dots, S_{i,T}]$ 를 이용하여 전이확률  $P_i, Q_i$ 를 추출한다.
- ③ 추출된  $\widetilde{\beta}_T, a_{s_{i,t}}, H_i, \Sigma_{i, s_{i,t}}, \widetilde{\beta}_T, P_i, Q_i$ 를 이용하여  $\widetilde{S}_{i,T}$ 를 추출한다.

처음 샘플링을 시작할 때 임의로 주어진 초기 값들을 위 과정에서 추출한 값들로 대체한 후 ①번으로 복귀하여 ⑤번까지의 과정을 무수히 많이 반복한다. 본고에서는 15,000번 추출후 첫 5,000번 표본을 소각하였다. 따라서 ①~⑤번 과정을 반복하면서 추출한 사후분포로부터 각 파라미터,  $\widetilde{\beta}_T$  등의 평균값, 90% 베이지안 신뢰구간(credible interval) 등을 구할 수 있다.

## Gibbs-Sampling 과정



## 〈부록 2〉

사전분포 변경에 따른 추정 결과(민감도 분석)<sup>1)2)</sup>

모 수	사전(prior)분포			사후(posterior)분포	
	분포	평균	분산	평균	90% 밴드(credible interval)
$u_0$	Normal	-0.3	0.5	-0.001	[ -0.052, 0.049 ]
$u_1$	Normal	0.5	0.5	1.572	[ 0.878, 2.437 ]
$\phi_1$	Normal	0.5	0.5	0.182	[ 0.066, 0.307 ]
$\phi_2$	Normal	-0.3	0.5	-0.010	[ -0.110, 0.087 ]
$a_{0,k}$	Normal	-0.3	0.5	-0.618	[ -0.697, -0.540 ]
$a_{1,k}$	Normal	0.5	0.5	1.605	[ 1.367, 1.846 ]
$\lambda_k$	Normal	0.5	0.5	0.665	[ 0.568, 0.761 ]
$a_{0,ex}$	Normal	-0.3	0.5	-0.258	[ -0.297, -0.220 ]
$a_{1,ex}$	Normal	0.5	0.5	1.772	[ 1.085, 2.441 ]
$\lambda_{ex}$	Normal	0.5	0.5	0.160	[ 0.094, 0.227 ]
$a_{0,dow}$	Normal	-0.3	0.5	-0.564	[ -0.661, -0.464 ]
$a_{1,dow}$	Normal	0.5	0.5	0.690	[ 0.537, 0.862 ]
$P_{FMV}$	Beta	0.875	0.106	0.935	[ 0.900, 0.965 ]
$Q_{FMV}$	Beta	0.833	0.134	0.801	[ 0.697, 0.891 ]
$P_k$	Beta	0.875	0.106	0.948	[ 0.916, 0.974 ]
$Q_k$	Beta	0.833	0.134	0.879	[ 0.810, 0.937 ]
$P_{ex}$	Beta	0.875	0.106	0.962	[ 0.938, 0.981 ]
$Q_{ex}$	Beta	0.833	0.134	0.837	[ 0.743, 0.914 ]
$P_{dow}$	Beta	0.875	0.106	0.931	[ 0.891, 0.963 ]
$Q_{dow}$	Beta	0.833	0.134	0.887	[ 0.810, 0.947 ]
$\sigma_{v,0}^2$	Inv_Gamma	—	—	0.136	[ 0.100, 0.185 ]
$\sigma_{v,1}^2$	Inv_Gamma	"	"	1.163	[ 0.621, 2.030 ]
$\sigma_{k,0}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.128	[ 0.091, 0.157 ]
$\sigma_{k,1}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.468	[ 0.255, 0.735 ]
$\sigma_{ex,0}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.078	[ 0.065, 0.094 ]
$\sigma_{ex,1}^2$	Inv_Gamma	"	"	4.267	[ 2.553, 6.828 ]
$\sigma_{dow,0}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.095	[ 0.070, 0.125 ]
$\sigma_{dow,1}^2$	Inv_Gamma	"	"	0.059	[ 0.005, 0.151 ]

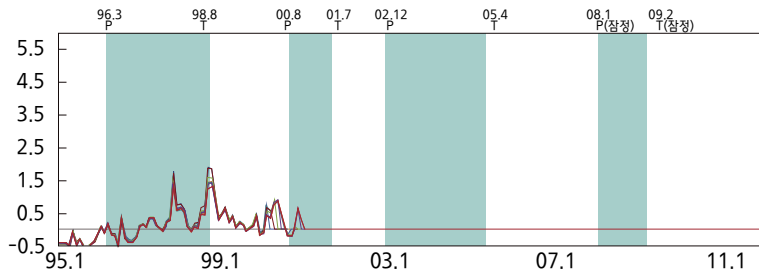
주 : 1) 추정기간 : 1995년 1월~2012년 1월

2) 굵은 숫자는 〈표 3〉의 사전분포에 대해 변경된 사전분포를 의미한다.

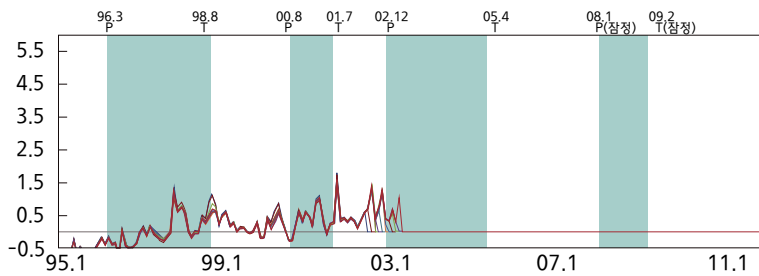
## 〈부록 3〉

추정기간에 따른 FMV 추이(정점 7개월 전~정점 2개월 후)<sup>1)2)</sup>

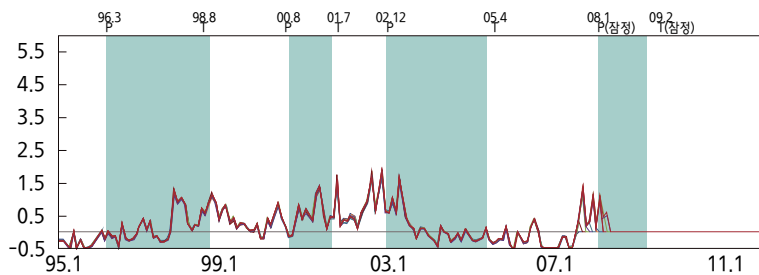
(A) 추정기간 : 1995.1~2000.1 : 2000.10



(B) 추정기간 : 1995.1~2002.5 : 2003.2



(C) 추정기간 : 1995.1~2007.6 : 2008.3



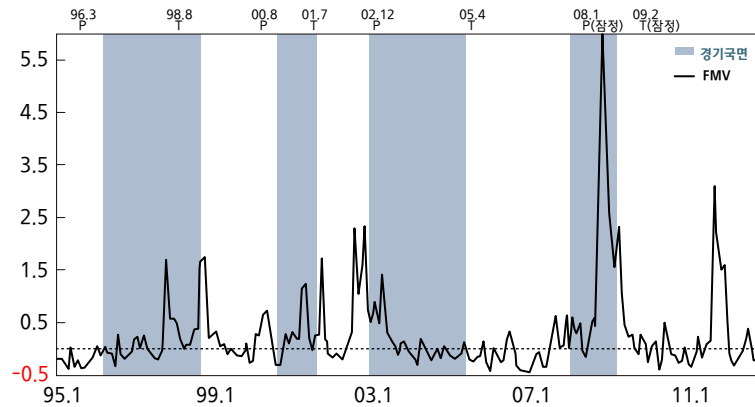
주 : 1) 그림의 음영 부분은 통계청 발표 경기침체기간을 의미한다.

2) 그림에서 '추정기간 1995.1~200X.X : 200X.XX'는 1995년 1월부터 200X년 X월 까지 추정후 표본 시작점을 1995년 1월에 고정시킨 다음 200X년 XX월까지 1 개월씩 표본수를 늘리며 순차적으로 추정한 것을 의미한다.

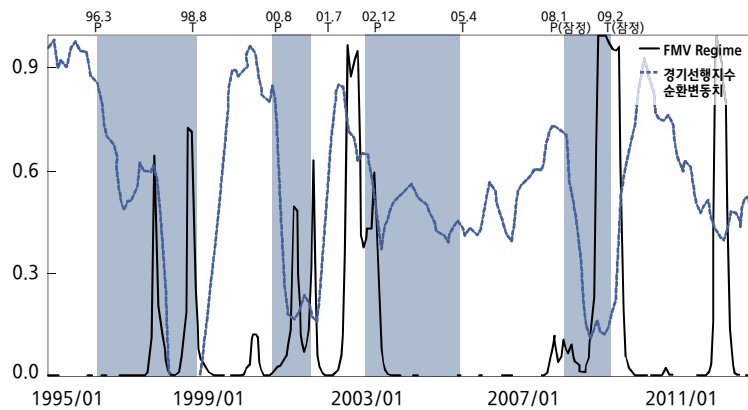


## 〈부록 4〉

금융시장 변동성(FMV: Financial Market Volatility) 추이<sup>1)2)</sup>  
(추정기간: 1995.1~2012.10)



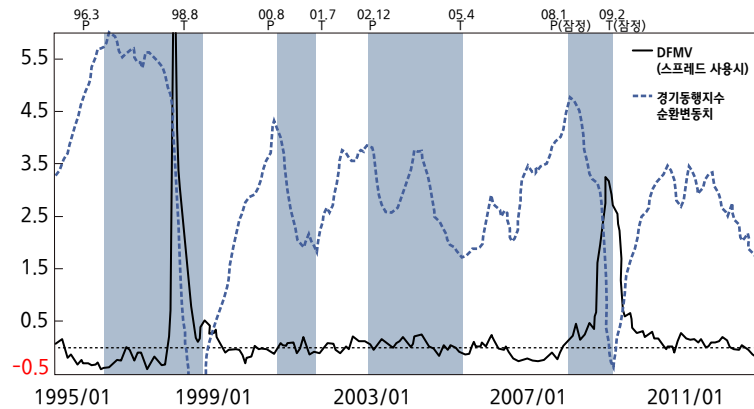
금융시장 변동성(FMV)의 국면전환 확률<sup>1)2)3)</sup>  
(추정기간: 1995.1~2012.10)



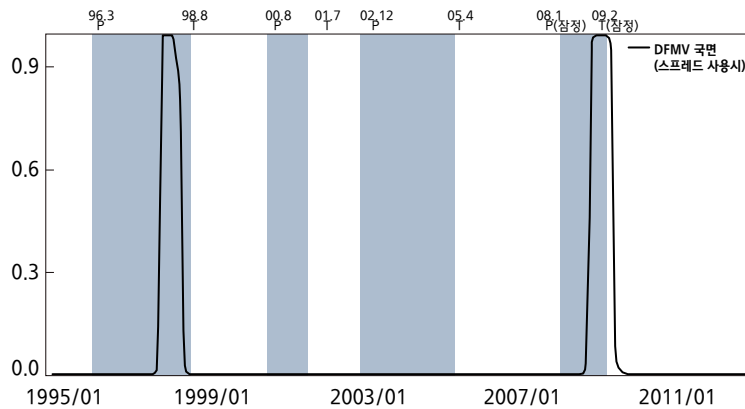
- 주 : 1) 위 그림의 음영 부분은 통계청 발표 경기침체기간을 의미한다.  
2) 위 그림은 추정기간을 1995년 1월~2012년 10월까지 확장하여 추정한 FMV 추정치와 국면전환 확률을 나타낸다.  
3) 실선의 확률이 1에 가까울수록 FMV는 불안정 국면, 0에 가까울수록 안정 국면을 의미한다.

## 〈부록 5〉

국내 금융시장 변동성(DFMV) 추이<sup>1)2)</sup>



국내 금융시장 변동성(DFMV)의 국면전환 확률<sup>1)2)3)</sup>



주 : 1) 위 그림의 음영 부분은 통계청 발표 경기침체기간을 의미하며 추정기간은 1995년 1월~2012년 10월까지이다.

2) 위 그림의 DFMV 및 국면전환 확률은 본문의 관측방정식(식(2))에서 다우지수 변동성( $dow_t$ ) 대신 부도(default) 위험과 기간(term) 위험이 반영된 채권 스프레드(3년만기 회사채 수익률 - 1년만기 동안채 수익률) 변동성을 사용하여 추정된 결과이다.

3) 실선의 확률이 1에 가까울수록 FMV는 불안정 국면, 0에 가까울수록 안정국면을 의미한다.

## 〈참고문헌〉

- 김세완, “경기변동을 고려한 주식수익률과 변동성 관계의 변화: 비대칭 GARCH 모형을 이용하여,” 금융연구, 2009, Vol. 23, No.2.
- 김 용, “새로운 금융불안지수 개발,” 조사통계월보, 2011, 3월, 25-43.
- 윤옥자·강규호, “외환위기 전후 금리·환율·주가 변동성에 관한 분석: 금융시장간 변동성 전이를 중심으로,” 경제분석, 2004, 제10권 제1호.
- 윤종인, “국제비교를 통한 한·미 주식시장 동조화 평가,” 금융연구, 2007, 제21권 제1호.
- 정진호·권정은, “채권시장의 비대칭적 변동성에 관한 연구,” 금융공학연구, 2008, 제7권 제4호.
- 정진호·임준형, “한국, 중국, 미국 주식시장간 동조화 현상에 대한 연구,” 국제지역연구, 2007, 제11권 제3호.
- 홍승제·강규호, “마코프-스위칭 GARCH 모형을 이용한 외환위기 전후 경제레짐 변화시점 추정,” 금융경제연구, 2004, 제172호.
- Ang, A. and Allan T. (2011), “Regime Changes and Financial Markets,” *NBER working paper*, No. 17182.
- Andreou, E., D. R. Osborn, and M. Sensier (2000), “A Comparison of the Statistical Properties of Financial Variables in the USA, UK and Germany over the Business Cycle,” *The Manchester School*, Vol. 68, pp. 396-418.
- Cai, J. (1994), “A Markov Model of Switching-Regime ARCH,” *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 12, pp. 309-316.
- Chauvet, M., S. Zeynep, and Y. Emre (2012), “What Does Financial Volatility Tell Us about Macroeconomic Fluctuations?,” *FEDS Working Paper*, No. 2012.
- Chu, C. S. J., G. Santoni, and T. Liu (1996), “Stock Market Volatility and Regime Shifts in Returns,” *Information Science*, Vol. 94, pp. 179-190.
- Edwards, S. and R. Susmel (2003), “Interest-Rate Volatility in Emerging Markets,” *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 85, pp. 328-348.
- Engel, R. F. and J. G. Rangel (2008), “The Spline GARCH Model for Low Frequency Volatility and its Macroeconomics Causes,” *Review of Financial Studies*, Vol.

- 21, pp. 1187-1222.
- Fornari, F. and A. Mele (2009), "Financial Volatility and Economic Activity," *mimeo*, London School of Economics.
- Guidolin, M. and A. Timmermann (2006), "An Econometric Model of Nonlinear Dynamics in the Joint Distribution of Stock and Bond Returns," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 21, pp. 1-22.
- Hamilton, J. D. and G. Lin (1996), "Stock Market Volatility and the Business Cycles," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 11, pp. 574-593.
- Nishiyama, K. (1998), "Some evidence on regime shifts in international stock markets," *Managerial Finance*, Vol. 24, pp. 30-55.
- Kim, C. J. and C. R. Nelson (1998), "State-Space Models with Regime Switching," *MIT press*.
- Koop, G. and Dimitris K. (2010), "Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics," *Rimini Centre for Economic Analysis Working Paper Series*, No. 47-09.
- Officer, R. (1973), "The Variability of the Market Factor of New York Stock Exchange," *Journal of Business*, Vol. 46, pp. 434-453.
- Schwert, G. W. (1989), "Why Does Stock Market Volatility Change Over Time," *Journal of Finance*, Vol. 44, pp. 1115-1153.
- Turner, M. C., R. Startz, and C. R. Nelson (1989), "A Markov Model of Heteroscedasticity, Risk, and Learning in the Stock Market," *Journal of Financial Economics*, Vol. 25, pp. 3-22.
- Walid, Chkili, Aloui Cahker, Omar Masood, and Joh Fry (2011), "Stock Market Volatility and Exchange Rates in Emerging Countries: A Markov-State Switching Approach," *Emerging Market Review*, Vol. 12, pp. 272-292.

# Does Financial Market Volatility Predict Macroeconomic Fluctuations?

It is well known that financial markets function as a leading indicator of business cycles. When the economy is expected to contract in the near future, financial markets become more volatile and volatility is greater in recessions than in expansions. In this paper we estimate common financial market volatility (FMV) implied in each financial market using the regime-switching dynamic factor model and examine its relationship with business cycles.

FMV starts to rise 2~6 months earlier than a peak in business cycles and the probability of a high volatility regime also rises to near 1 in a recession. We also conduct additional tests such as serial correlations, Granger causality and out-of-sample forecasting to see whether FMV has useful implications in predicting the economic activity.

FMV is expected to give immediately helpful information on the economic conditions to policymakers before observing the real economy data.

**Keywords:** stock price, exchange rate, financial market volatility, Markov-switching, dynamic factor model, Bayesian methods, Gibbs-sampling

**JEL Classification:** E44, C11