

평일 계통한계가격의 변동성 예측 - 다중주기(multi-frequency) 모형을 중심으로

이상현*

요 약

본 연구는 적은 수의 파라미터에도 불구하고 변동성 집중현상, 국면전환, 장기 기억성, 간헐적인 이상치의 존재 등 시간가변 변동성과정의 특징을 다중주기적 관점에서 포괄적으로 설명하는 것으로 알려진 마코프전환 멀티프랙탈(Markov Switching Multifractal; MSM) 모형을 이용하여 우리나라 전력도매시장의 계통 한계가격(System Marginal Price; SMP)의 단기 및 중·장기 변동성을 예측한 후 그 성과를 기존모형과 비교하였다. 구조모형의 잔차항을 대상으로 2003년부터 2015년까지의 평일 자료를 이용하여 실증 분석한 결과는 다음과 같다. 첫째 내표본 적합도 측면에서 MSM 모형이 비교모형에 비해 대폭 개선된 결과를 가져왔다. 둘째 외표본 예측성과 측면에서 QLIKE를 제외하고 예측기간(1,5,20,60일)에 관계없이 MSM 모형이 비교모형보다 대체로 높은 성과를 나타냈다. 셋째 전체 외표본 기간을 3개의 하위표본으로 구분한 결과, 첫 번째 하위표본을 제외한 나머지 두 개의 하위표본에서 전체 외표본 예측성과의 결과가 대체로 유지되었다. 따라서 본 연구 결과는 다양한 특징을 포함하고 있는 SMP 변동성을 모형화하는 경우 다중 주기 또는 국면전환을 고려하는 것이 예측성고를 향상시키는데 매우 중요한 역할을 수행함을 시사한다.

주요 단어 : 계통한계가격, 마코프전환 멀티프랙탈모형, 변동성 예측, 다중주기
경제학문헌목록 주제분류 : C22, C53

* 국회예산정책처 경제분석관, email : shlee725@gmail.com

I. 서 론

계통한계가격(System Marginal Price; SMP)의 변동성이 급등락을 반복함에 따라 발전사업자들의 손익이 크게 영향을 받고 향후 투자의 불확실성을 높여 투자 위축을 불러온다는 지적이 크게 일고 있다. 또한 향후 전력파생상품시장이 개설될 경우 변동성 예측의 중요성은 더욱 크게 부각될 것이다. 따라서 SMP의 변동성을 정확히 추정하고 예측하는 작업은 위험관리 측면에서 중요하다. 그러나 SMP는 일반적인 자산 가격과 달리 구조적 요인이 대부분 식별되어 있으며 특히 계절 및 경기 요인에 영향을 받을 뿐만 아니라 요일 또는 시간대에 따른 다중 주기성을 보여준다. 또한 일시적이지만 급등락이 반복적으로 발생한다. 따라서 SMP의 이와 같은 특징 등을 포괄적으로 고려할 때 변동성을 보다 정확히 추정할 수 있다.

우리나라 SMP에 대한 연구는 크게 두 가지 형태로 분류할 수 있다. 하나는 구조(structural) 모형으로 SMP의 변동 요인을 분석¹⁾하는 것이고 다른 하나는 시계열(time series) 모형으로 SMP의 수준 또는 변동성을 예측하고 사후 성과를 비교하는 것이다. 이 중 본 연구는 후자의 분류에 해당하므로 기존 연구 중 SMP 수준 또는 변동성 예측과 관련된 기존연구를 중심으로 살펴본다. 기존 연구는 다른 자산 가격과 다른 SMP의 특징에 특화된 모형화를 시도하였다. 우선 복잡다기한 SMP를 예측하기 위해 자기회귀누적이동평균(ARIMA), 신경회로망, 하이브리드 신경회로망 같은 다양한 방법론이 적용된 바 있다(김대용 외(2005), 김대용 외(2006), 이정규 외(2005), 정상운 외(2005),

1) 구조모형으로 SMP를 분석한 연구로는 최근 신동현·김재혁(2015)는 구조모형을 이용하여 SMP의 변동요인을 살펴보았다. 분석 결과 SMP 변동성은 발전공급능력, 첨두부하 비중, 첨두부하의 연료가격, 전력수요예측모형의 예측오차, 전력수요 예측오차 등 다양한 요인에 의해 영향을 받는다고 하였다.

심재성 외(2009)). 계절성에 주목한 백문영(2010)은 우리나라의 전력수요 자료를 분석한 결과 Taylor (2003)에 입각한 이중계절성 모형이 우월하다고 하였다. 안일환·강승진(2015)은 장기기억성에 주목하여 장기기억모형(ARFIMA)과 기준변동성이 시간가변하는 Component ARCH(1,1) 모형을 적용한 결과 예측성고가 제고됨을 보여주었다. 그러나 구조모형에 관한 연구에 비해 시계열 모형에 관한 연구는 적은 편이며 특히 SMP 변동성의 여러 속성 중 국면전환과 다중주기적인 특징에 대한 기존 연구는 미진한 실정이다. 이에 본 연구는 SMP의 주기적인 성격에 착안하여 다중주기적 관점의 국면전환 모형으로 SMP 변동성을 분석한다.

다중주기의 관점에서 국면전환을 적용한 방법론은 최근 변동성이 확대되며 불확실성이 높아지는 상황에서 재조명되고 있다. 먼저 이와 같은 접근법이 제시된 배경을 살펴보자. GARCH를 비롯한 일반적인 변동성 모형은 변동성에 영향을 주는 정보의 속성 즉 충격의 지속성이 동일하다는 특징을 가진다. 그러나 시장에 도달하는 충격은 그 속성에 따라 서로 다른 지속성을 나타낸다. 2008년 글로벌 금융위기와 같은 신용 충격의 경우 지속성이 매우 높아 주기가 길지만 시시각각 발생하는 거래행위에서 발생하는 충격은 그 크기는 작고 주기는 짧다. 따라서 동일한 지속성으로 모형화할 경우 충격의 속성에 따라 다르게 반응하는 변동성의 양태를 충분히 나타내기 어렵다는 문제점이 발생한다. 이러한 문제의식에서 Calvet and Fisher (2004)는 간결한 모형설정에도 불구하고 변동성에 관한 정형화된 사실(stylized facts)을 대부분 설명할 수 있는 마코프전환 멀티프랙탈 (Markov Switching Multifractal; MSM) 변동성 모형을 제안하였다. 또한 내표본 적합도와 외표본 예측성과 양자에서 기존의 모형에 비해 우수한 실증분석 결과를 보여주었다. 이후 다양한 자산 가격 변동성 관련 연구에서도 대체로 유사한 실증분석 결과가 재확인되고 있다²⁾.

2) 관련 해외 연구로 Lux and Kaizoji (2007), Lux (2008), Chuang *et al.* (2013), Lux and Morales-Arias (2013), Nasr *et al.* (2014)(주가변동성), Calvet and Fisher (2004)(환율변동성), Lux *et al.* (2015), Wang *et al.* (2016)(유가변동성), Segnon *et al.* (2015)(탄소배출권가격 변동성), Alausa (2014)(전력가격 변동성) 등이 있으며 국내 연구로 이상현·김

이에 본 연구는 다중 주기성이 강하고 급등락이 간헐적으로 반복되는 우리나라 SMP 자료를 설명하는데 MSM 모형이 적합한가를 분석하고자 한다. 기존 연구 중 MSM 모형을 전력가격 변동성 예측에 적용한 예로 Alausa (2014)를 들 수 있다³⁾. 구체적으로 MSM 모형을 이용하여 우리나라 전력도매 시장의 평일 계통한계가격의 단기 및 중·장기 변동성을 예측한 후 GARCH 등 대표적인 모형들과 비교하였다. 이 때 SMP에 영향을 주는 요인들을 고려한 구조식을 설정한 후 추출한 잔차항을 대상으로 분석하였다⁴⁾. 실증분석 결과, 내표본 적합도 측면에서 MSM 모형이 비교모형에 비해 대폭 개선된 결과를 가져왔다. 외표본 예측성과 측면에서는 QLIKE를 제외한 MSE, MAD, Q2LOG 손실함수에서 MSM 모형이 비교우위를 나타냈다. 이러한 결과는 Diebold-Mariano 검정과 같이 통계적으로도 확인할 수 있었다. 또한 외표본 기간을 3개의 하위표본으로 구분한 결과 첫 번째 하위표본을 제외하고 나머지 두 개의 하위표본에서 전체 표본을 대상으로 한 예측성과와 유사한 결과를 얻었다. 이는 MSM 모형이 적은 수의 파라미터에도 불구하고 SMP 변동성에 나타나는 다중 주기 또는 국면전환의 특징들을 간소한 모형 틀 안에서 비교적 잘 설명하기 때문인 것으로 보인다.

이후 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제Ⅱ장에서는 본 연구에서 다루는 변동성 예측모형을 간략히 설명하고 제Ⅲ장에서는 자료와 SMP 변화율의 구조식을 다룬다. 제Ⅳ장에서는 모형 적합도와 예측성과를 정리한 실증분석 결과를 제시하고 외표본 예측성과의 안정성을 검토(robustness check)한다. 제Ⅴ장은 논문의 전체 내용을 요약하고 결론을 내린다.

명직(2016)(KOSPI200 변동성)이 있다.

- 3) MSM 모형을 이용하여 다양한 자산가격의 변동성을 분석하는 연구가 늘어나고 있는 추세이지만 아직 Alausa (2014) 외에 전력가격 변동성 예측에 MSM 모형을 적용한 예는 아직 없는 것으로 보인다.
- 4) 이미 SMP에 영향을 주는 구조적 요인들은 기존 연구에서 대부분 식별되어 있다. 따라서 이와 같은 구조적 요인을 고려하지 않은 채 변동성 분석을 할 경우 모형설정 오류가 발생할 수 있다는 익명의 심사위원의 지적에 감사드린다.

II. 변동성 예측 모형

1. Markov Switching Multifractal (MSM) 모형

Calvet and Fisher (2004)의 MSM 모형은 t -시점의 변동성을 서로 다른 전이확률을 가지는 $\bar{k}$ 개의 변동성 구성요소인 $C_{1t}, C_{2t}, \dots, C_{\bar{k}t}$, 의 곱⁵⁾으로 나타낸다. SMP_t 를 계통한계가격, $r_t(= (\log SMP_t - \log SMP_{t-1}) \times 100)$ 를 SMP의 변화율이라고 할 때 r_t 는 식(1)과 같이 모형화한다.

$$r_t = \mu_t + \sigma_t \xi_t, \quad \sigma_t = \sigma \left(\prod_{i=1}^{\bar{k}} C_{i,t} \right)^{1/2} \quad (1)$$

여기에서 양수인 σ 는 비조건부 표준편차이고 확률오차항 ξ_t 는 *i.i.d* 표준정규분포 $N(0,1)$ 을 따른다. μ_t 는 조건부 평균을 나타낸다. 단 구조식이 식별되지 않은 금융시계열과 달리 전력가격의 경우 전력수요에 영향을 주는 구조적 요인이 기존 연구를 통해 대부분 식별되어있다. 따라서 후술하는 것처럼 구조식 형태로 평균을 설정한다. $k \in \{1, 2, \dots, \bar{k}\}$ 에 대하여 변동성 구성요소 C_{kt} 는 음이 아닌 확률변수로써 지속성을 가진다. $E(C_{kt}) = 1$ 을 만족하며 t -시점에서 서로 통계적으로 독립이라고 가정한다. 편의상 변동성 구성요소를 가로로 쌓은 벡터를 $C_t = (C_{1t}, C_{2t}, \dots, C_{\bar{k}t})$ 라고 하면 임의의 $c = (c_1, c_2, \dots, c_{\bar{k}}) \in R^{\bar{k}}$

5) C 는 변동성을 구성하는 요소(volatility component)라는 부분을 강조하기 위하여 Component의 첫 글자를 이용하여 표기하였다.

에 대하여 $f(c) = \prod_{i=1}^{\bar{k}} c_i$ 을 정의할 수 있고 확률변동성 과정은 $\sigma_t = \sigma[f(c)]^{1/2}$ 으로 간단히 표현할 수 있다. C_t 는 미관측 상태변수이며 1차 마코프과정을 따른다고 가정한다.

각각의 C_{kt} 는 동일한 분포 C 를 따르지만 추출확률이 상이하므로 서로 다른 주기를 가진다. $(t-1)$ -시점까지 변동성 상태벡터의 값이 주어질 경우 각각의 $k \in \{1, \dots, \bar{k}\}$ 에 대하여 θ_k 의 확률로 고정된 한계분포 C 에서 t -시점의 C_{kt} 가 새로 추출되고 $(1-\theta_k)$ 의 확률로는 전기 값을 그대로 유지한다고 가정한다. 이 때 국면의 전환과 분포 C 에서 추출한 값은 k 와 t 에 대하여 독립이라고 가정한다. $\theta_k = 1 - (1-\theta_1)^{d^{k-1}}$ 으로 정의되는 변동성 구성요소의 전이확률은⁶⁾ $\theta_1 < \dots < \theta_{\bar{k}} < 1 < d$ 을 만족하므로 $(\theta_{\bar{k}}, d)$ 을 선택하면 전이확률 전체 집합을 결정할 수 있다. 분포 C 는 간단하게 같은 확률로 c_0 또는 $2-c_0$ 의 값을 가지는 이항분포로 설정한다. 따라서 MSM 모형의 추정 모수 집합은 $\psi \equiv (c_0, \sigma, d, \theta_{\bar{k}}) \in R_+^4$ 이며 추정할 모수의 개수는 단지 4개뿐이다. 국면전환 모형임에도 불구하고 추정할 모수의 개수가 매우 적으며 상태공간의 차원이 확대되더라도 추정 모수의 개수는 더 이상 증가하지 않는다.

MSM 모형은 국면전환 모형의 일종이므로 Hamilton (1989)의 베이저언 갱신법(Bayesian updating)에 따른 최우추정법⁷⁾을 이용하여 추정한다. 이 때 기존의 국면전환 모형 추정과 다른 부분인 전이확률을 설정하는 방법을 살펴보도록 한다. 분포 C 가 이항분포를 따를 경우 각각의 변동성 구성요소는 두 개의 값을 가지므로 변동성 상태벡터 C_t 는 경우의 수가 $b = 2^{\bar{k}}$ 개인 값 $c_1, \dots, c^b \in R_+^{\bar{k}}$ 을 가지게 된다. 마코프체인 C_t 의 동학은 전이확률행렬

6) $\theta_1 \in (0,1)$ 이고 $d \in (1, \infty)$ 이다.

7) Hamilton (1989)의 국면전환모형의 모수 추정과 관련된 자세한 내용은 김명직·장국현 (2002)를 참고하기 바란다.

(transition matrix) $P=(p_{ij})_{1 \leq i,j \leq 2^k}$ 에 의해 기술되며 개별원소인 전이확률은 식(2)과 같이 표현할 수 있다.

$$p_{ij} = \Pr(C_{t+1} = c^j | C_t = c^i) \\ = \prod_{k=1}^{\bar{k}} \left[(1-\theta_k) 1_{\{c_k^i = c_k^j\}} + \theta_k \Pr(C = c_k^j) \right] \quad (2)$$

여기에서 c_k^i 는 벡터 c^i 의 k 번째 요소를 나타내고 $1_{\{c_k^i = c_k^j\}}$ 는 $c_k^i = c_k^j$ 인 경우 1의 값을 가지고 그렇지 않은 경우 0의 값을 가지는 지시함수(indicator function)이다.

2. 비교모형

모형 적합도 및 예측성과를 비교하기 위해 대표적인 변동성 모형인 GARCH, FIGARCH, GJR, Component ARCH(1,1) 모형을 선택하였다⁸⁾. 이들 모형은 변동성에 관한 정형화된 사실(stylized facts) 중 특정 부분을 효과적으로 설명함으로써 모형 적합도 및 예측성과의 개선을 가져온 바 있다.

우선 표준적인 조건부 변동성 모형인 Bollerslev(1986)의 GARCH(p,q) 모형은 단기기억모형으로 식(3)과 같다.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^p \alpha_j \epsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

8) GARCH를 비롯한 변동성 모형에 대해선 이미 많은 문헌에서 연구에서 이루어졌으므로 파라미터에 대한 구체적인 설명이나 제약조건 등은 생략한다. 또한 EGARCH 모형도 비교모형으로 고려해볼 수 있지만 SMP 변동성에 EGARCH 모형을 적용하였을 경우 우도함수가 수렴하지 않는 문제가 자주 발생하였고 수렴하더라도 변동성 예측치가 무의미하게 산출되어 제외하였다.

Baillie *et al.* (1996)은 식(4)와 같은 FIGARCH(p,d,q) 모형을 제안함으로써 장기기억속성을 변동성 모형에 도입하였다. d 는 장기기억성 모수이며, L 은 시차연산자(lag operator)이다.

$$\sigma_t^2 = \omega [1 - \beta(L)]^{-1} + \{1 - [1 - \beta(L)]^{-1} \alpha(L)(1 - L)^d\} \epsilon_t^2 \quad (4)$$

한편 Glosten, Jagannathan, and Runkle (1993)은 변동성의 비대칭성(asymmetric effect)을 고려하여 식(5)과 같은 소위 GJR 모형을 제안하였다. 비대칭 효과는 $\gamma \geq 0$ 의 통계적 유의성을 가지고 판단한다.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^p [\alpha_j + \gamma_j I(\epsilon_{t-j} < 0)] \epsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (5)$$

Engle and Lee (1993)는 식(6)과 같은 기준변동성(q_t)이 자기회귀과정을 따르며 시간가변하는 Component ARCH 모형을 제안하였다. 조건부 변동성 또는 예상치 못한 뉴스가 기준변동성보다 클 경우 다음 기 조건부 변동성(σ_t^2)은 상승하게 된다.

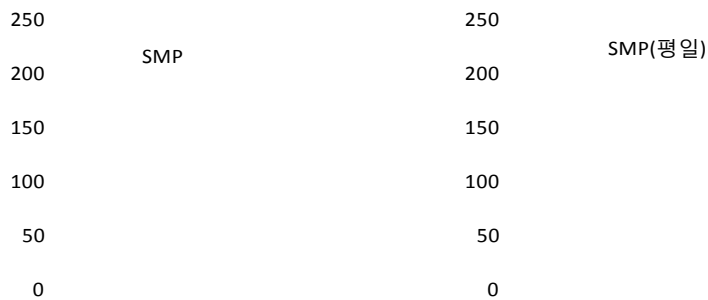
$$\begin{aligned} \sigma_t^2 &= q_t + \alpha(\epsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \beta(\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1}) \\ q_t &= \omega + \rho(q_{t-1} - \omega) + \phi(\epsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) \end{aligned} \quad (6)$$

Ⅲ. 자료와 SMP 변화율 구조식

1. 자료

본 연구의 분석 대상인 계통한계가격은 전력도매기준가격으로 전력통계정보시스템(EPSIS)⁹⁾에서 제공되는 시간대별 SMP의 일별 가중평균값이다. 분석기간은 2003년 1월 2일부터 2015년 12월 31일까지이다¹⁰⁾. 본 연구는 휴일을 제외한 평일 자료만 사용한다. 그 이유는 평일과 휴일의 SMP는 전력 수요 측면에서 차이가 있기 때문이다. 즉 전력시장은 분할적 특성을 가지며 전력수요는 비탄력적이다. 그래서 전력시장에서는 시간대별, 요일별, 주간/야간, 주중/주말 등으로 전력 수요의 패턴이 다르게 나타나기 때문이다.

<그림 2> 휴일 제거 여부에 따른 SMP 추이



9) <http://epsis.kpx.or.kr/epsis/>

10) SMP 시계열은 2001년 4월 2일부터 존재하지만 구조식에 사용되는 설명변수 중 하나인 공급예비율의 일별자료가 2003년 1월 2일부터 시작하기 때문에 분석에 사용할 표본의 시작시점을 조정하였다.

<그림 1>은 휴일제거 여부에 따른 일별 SMP의 수준을 나타낸다. 좌측 그림은 휴일 및 평일을 모두 포함하지만 우측 그림은 휴일을 제외한 평일만 나타낸다. 우선 두 자료 모두 주기적인 변동(시간별, 요일별, 계절별, 경제활동 수준별로 일정한 패턴이 반복)이 나타나지만 휴일을 제외하지 않을 경우 간헐적인 이상 급등 또는 급락이 나타난다. 이는 금융 자산 가격과는 다른 SMP의 특징에 기인한다. 즉 SMP는 경제활동을 그대로 반영하므로 전력수요의 급등락이 SMP의 변동으로 전달된다. 예를 들어 설날이나 추석과 같은 명절의 경우 공장가동률이 크게 하락함에 따라 전력수요가 크게 감소하며 SMP 가격은 평균적인 수준에 비해 크게 하락한다. 이상치로 분류될 정도의 급등락 관측치를 통제하지 않을 경우 불필요한 주기(cycle)가 발생하여 가성 주기(spurious cycle)를 모형화하게 되는 모형설정 오류(specification error)가 발생할 위험이 있다. 이와 같은 이상치는 변동성 과정의 모수 추정치에 영향을 주고 변동성 과정에 불안정성을 야기하기도 한다.(Carnero *et al.*(2001), Verhoeven and McAleer(2000))

특히 급락은 SMP의 두드러진 특징 중 하나인데 이를 모형화하는 것은 얻을 수 있는 정보에 비해 불필요한 파라미터가 추가적으로 요구되므로 실익이 크지 않다. 따라서 명절을 포함한 휴일을 제외하는 것이 적절하며 그렇게 할 경우 큰 폭으로 하락했던 관측치 대부분이 자동적으로 제거되므로 별도의 필터링 절차 없이 급락부분을 통제할 수 있다¹¹⁾. 물론 급락보다 상대적으로 빈도는 낮지만 SMP가 급등하는 경우가 아직 존재한다. 그러나 급등의 경우 명확한 처리기준이 없다¹²⁾. 그래서 급등치의 경우 자료의 특성이라고 보고 별도의 통제를 하지 않았다¹³⁾.

11) 명절과 주말 사이 또는 주말과 명절 사이에 위치하는 평일은 소위 ‘샌드위치 데이’라고 하여 상당부분 대체휴일로 처리되며 SMP에 큰 영향을 준다. 따라서 주말과 공휴일에 위치한 평일 중 SMP가 현저히 하락한 날은 분석 표본에서 제외하였다.

12) Carnero *et al.* (2001)은 4-표준편차를 벗어나는 수익률을 표본평균으로 대체하였다.

13) 본 연구에서도 Carnero *et al.* (2001)와 같이 4- 또는 3- 표준편차를 벗어나는 변화율을 제거할 수 있었으나 일정한 기준에 따른 공휴일 제거와 달리 급등치의 경우 자의적인 측면이 강하여 별도의 필터링을 하지 않았다. 예를 들어 변화율이 30% 이상인 기

2. SMP 변화율의 구조식

<그림 3> 구조식 잔차항과 주요 SMP 결정요인



SMP는 전력의 수요에 영향을 받으므로 전력수요에 영향을 주는 요인들을 고려하여 SMP 변화율¹⁴⁾의 구조식을 설정할 필요가 있다. 이는 일반적으로 구조식을 식별하기 힘든 금융시계열과는 다른 SMP의 특징에 기인한다. 따라서 기존 연구를 토대로 SMP 변화율의 구조식에 공급예비율(reserve ratio), 냉방도일(CDD: cooling degree days), 난방도일(HDD: heating degree days) 등의 SMP 결정요인을 설명변수로 설정하였고 계절 및 요일 효과를 통제하기

간을 제외할 경우 수치상 거의 차이가 없음에도 불구하고 변화율이 30%인 시점은 제외되지만 29.9%인 시점은 제외되지 않아 자의적인 자료 왜곡 문제가 발생한다.

14) $r_t (= (\log SMP_t - \log SMP_{t-1}) \times 100)$ 를 SMP의 변화율로 정의하였다.

위하여 계절더미(seasonal dummy), 요일더미(weekday dummy)를 추가적으로 고려하였다¹⁵⁾. <그림 2>는 본 연구에서 고려하는 SMP 결정요인인 공급예비율, 냉방도일, 난방도일과 이 변수들을 이용하여 설정한 SMP 변화율 구조식의 잔차항 (이 후에 산출과정을 설명)을 나타낸다.

우선 공급예비율은 전력수요와 음(-)의 관계를 가지는 것으로 알려져 있다(김환수 외(2008)). 따라서 공급예비율이 높으면 SMP는 낮아지고 공급예비율이 낮으면 SMP는 높아질 것으로 예상할 수 있다. 또한 냉방도일과 난방도일은 전력수요와 양(+)의 관계를 가지는데 박광수(2012)와 동일한 방법을 적용하여 서울지역의 일평균 기온을 적용하여 특정일의 온도(T_t)와 기준온도($T_0 = 18^\circ$)를 이용한 식(7)과 같은 산식으로 산출하였다¹⁶⁾.

$$HDD_t = \max(T_0 - T_t, 0) \quad , \quad CDD_t = \max(T_t - T_0, 0) \quad (7)$$

앞에서 선정한 변수들을 이용하여 SMP 변화율(r_t)에 대한 구조식을 식(8)과 같이 설정한다.

$$r_t = c + \beta_1 ER_t + \beta_2 HDD_t + \beta_3 CDD_t + \sum_{j=1}^4 \alpha_j WD_{jt} + \sum_{j=1}^3 \gamma_j SD_{jt} + \epsilon_t \quad (8)$$

여기에서 ER_t 는 공급예비율, HDD_t 는 난방도일, CDD_t 는 난방도일, WD_{jt} ($j=1, \dots, 4$)는 화요일부터 금요일까지의 요일(weekday) 더미변수¹⁷⁾이며 SD_{jt} ($j=1, \dots, 3$)는 여름부터 겨울까지의 계절(seasonal) 더미변수이다.

15) 이외에 다른 구조변수들도 존재하지만 대부분 월별 자료이다. 따라서 본 연구의 분석 주기(일별)와 불일치하여 모형 설정 과정에서 고려하지 않았다.

16) 공급예비율 시계열은 전력통계정보시스템에서, 냉방도일과 난방도일을 계산하기 위한 기온자료는 기상청에서 얻을 수 있다. 두 자료 모두 일별 자료이다.

17) 본 연구는 평일 자료를 대상으로 분석하므로 토요일과 일요일은 처음부터 분석대상에서 제외된다. 따라서 요일 더미변수를 화요일부터 금요일까지만 설정하여 5개 요일을 구분한다.(더미변수의 식별문제(rank)로 인하여 통상적인 더미변수 처리법과 마찬가지로 월요일 더미변수는 설정하지 않음)

<표 1>은 식(8)의 구조모형의 모수를 추정한 결과이다. 공급예비율, 냉방도일의 경우 추정계수의 부호가 기대부호와 동일하였고 통계적으로 유의하였다. 그러나 난방도일의 경우 추정 계수의 부호는 기대부호와 같지만 통계적으로 유의하지 않았다.

<표 1> SMP 변화율의 구조식 추정 결과

모수	추정치	모수	추정치	모수	추정치
c	-2.628 (0.500)	α_1	7.604 (0.314)	γ_1	-0.907 (0.450)
β_1	-0.085 (0.017)	α_2	4.292 (0.314)	γ_2	0.307 (0.287)
β_2	0.158 (0.062)	α_3	3.973 (0.314)	γ_3	-0.160 (0.390)
β_3	0.010 (0.025)	α_4	3.741 (0.316)		

주: ()안의 숫자는 표준오차를 나타냄.

SMP 변화율의 구조식(식(8))을 추정하면 구조적 요인이 제거되고 요일 및 계절 효과가 통제된 <그림 2>의 상단 왼쪽 그림과 같은 잔차항($\epsilon_t = r_t - \mu_t$)을 얻을 수 있다. 예측성과 비교의 기준인 h -일 실현변동성(분산)은 이 SMP 변화율의 구조식의 잔차항 제곱의 h -기간 합이며 식(9)과 같이 계산한다.

$$\sigma_{t+h}^2 = \sum_{j=1}^h \epsilon_{t+j}^2 \quad (9)$$

IV. 실증분석

1. 내표본 적합도

모수 추정을 위한 내표본 기간은 2003년 1월 2일부터 2011년 12월 30일까

지이며 총 2193일에 해당한다. <표 2>은 GARCH 모형을 비롯한 비교모형의 추정결과를 나타낸다. 이 때 $(p,q)=(1,1)$ 로 고정된 Component ARCH 모형을 제외한 비교모형의 분산방정식 차수 (p,q) 를 선택하기 위하여 AIC(Akaike Information Criterion 또는 SC(Schwarz Criterion) 기준을 적용하였다. 우선 비교 모형 중 GJR(4,3) 모형의 대수우도함수값이 가장 높았다. 그러나 일반적으로 설명력이 적은 파라미터가 추가되더라도 파라미터의 개수가 증가하면 모형의 설명력이 증가하는 경향이 있다. 따라서 파라미터 개수에 벌칙(penalty)를 고려한 AIC, SC와 같은 정보기준을 살펴볼 필요가 있다. AIC의 경우 여전히 GJR(4,3) 모형의 적합도가 가장 높지만 SC 기준에 의하면 오히려 단순한 모형구조를 가지는 GARCH 모형의 적합도가 가장 높았다. 한편 Engle and Lee (1999)에 따르면 Component ARCH(1,1) 모형은 수식 전개를 통해 제약된 형태(restricted)의 GARCH(2,2) 모형으로 나타낼 수 있다. 이미 GARCH 모형의 최적차수를 선택할 때 GARCH(2,2) 모형보다 GARCH(3,3) 모형이 더 높은 모형적합도를 나타냈다. 따라서 Component ARCH(1,1) 모형이 GARCH(3,3) 모형보다 모형적합도가 낮은 것을 이해할 수 있다. 그러나 Component ARCH(1,1) 모형은 장단기 변동성(항구적 요인과 일시적 요인)을 구분하였다는 점에서 높은 의미를 가지므로 비교모형으로 고려한다.

<표 3>는 k 를 1부터 8까지 증가시키며 실행한 MSM 모형의 모수를 추정한 결과이다. 우선 MSM 모형의 대수우도함수값이 비교모형에 비해 대략 200 정도 높게 나타났다. 이와 같은 내표본 적합도의 차이는 MSM 모형이 다양한 주기(multi-frequency)를 이용하여 SMP 변동성에 내재된 국면전환의 속성을 잘 설명하기 때문인 것으로 보인다.

<표 2> 모수 추정 결과 - 비교 모형

모수	GARCH(3,3)	FIGARCH (2,d,3)	GJR(4,3)	Component ARCH(1,1)
ω	2.450 (0.443)	4.236 (0.612)	2.558 (0.672)	30.555 (2.154)
α_1	0.185 (0.022)	0.434 (0.032)	0.135 (0.029)	0.177 (0.029)
α_2	-0.229 (0.026)	-0.756 (0.010)	-0.172 (0.043)	
α_3	0.215 (0.023)		0.204 (0.049)	
α_4			0.015 (0.041)	
β_1	1.237 (0.031)	0.531 (0.045)	1.287 (0.083)	-0.185 (0.090)
β_2	-1.089 (0.037)	-0.661 (0.018)	-1.148 (0.083)	
β_3	0.608 (0.048)	0.090 (0.035)	0.620 (0.092)	
γ_1			0.147 (0.064)	
γ_2			-0.206 (0.104)	
γ_3			0.148 (0.098)	
γ_4			-0.127 (0.046)	
ρ				0.941 (0.011)
ϕ				0.072 (0.013)
d		0.317 (0.036)		
$\ln L$	-6685.9	-6693.9	-6675.8	-6737.4
AIC	6.104	6.111	6.100	6.149
SC	6.122	6.129	6.130	6.162

주: ()안의 숫자는 표준오차를 나타냄. $AIC = -2(\ln L / T) + 2(k / T)$,
 $SC = -2(\ln L / T) + k \log(T) / T$, k =파라미터 개수, T =관측치 개수

<표 3> 모수 추정 결과 - MSM 모형

$\bar{k}$	1	2	3	4	5	6	7	8
σ	81.021 (2.065)	78.139 (2.868)	77.178 (3.502)	77.368 (4.299)	77.384 (4.029)	77.904 (4.265)	78.589 (4.465)	78.882 (4.555)
c_0	1.686 (0.020)	1.561 (0.026)	1.489 (0.023)	1.432 (0.023)	1.390 (0.021)	1.357 (0.020)	1.332 (0.019)	1.312 (0.018)
$\theta_{\bar{k}}$	0.146 (0.027)	0.309 (0.109)	0.628 (0.160)	0.663 (0.152)	0.730 (0.172)	0.751 (0.179)	0.759 (0.181)	0.770 (0.180)
d		6.715 (3.528)	5.472 (1.721)	3.752 (1.013)	2.859 (0.570)	2.346 (0.380)	2.061 (0.284)	1.880 (0.228)
$\ln L$	-6460.5	-6448.4	-6446.7	-6446.3	-6446.3	-6446.7	-6446.9	-6447.0

주: ()안의 숫자는 표준오차, σ 는 비조건부 표준편차를 연율화한 값을 나타냄

MSM 모형을 추정한 결과 $\bar{k}=5$ 일 때 대수우도함수값이 가장 높은 것으로 나타났으나 $\bar{k} \geq 2$ 인 경우에는 모형적합도 측면에서 거의 차이가 없는 것으로 보인다. 다만 $\bar{k}=1$ 일 때의 모형적합도가 $\bar{k} \geq 2$ 인 경우보다 큰 폭으로 작다. 즉 $\bar{k}=1$ 이면 단지 두 개의 국면으로 SMP 변동성을 설명하는 것이고 이와 같이 국면의 개수를 2개(예를 들어 고변동 국면과 저변동 국면)로만 한정하는 것은 제약적일 수 있음을 시사한다. MSM 모형이 가져온 내표본 적합도의 개선은 주로 국면전환의 특성을 잘 설명한 것에 기인한다. 그래서 $\bar{k}$ 가 작은 범위에서는 국면전환을 도입한 영향으로 적합도가 크게 증가하지만 그 이후에는 이미 도입된 국면의 개수를 증가시키는 것이므로 모형적합도가 개선되거나 오히려 소폭 낮아질 수 있다. 그런데 MSM 모형이 도입된 의미에 비추어 보면 다중주기적 특성이 충분히 나타나도록 국면의 개수를 증가시켜 보다 다양한 변동성의 동학(dynamics)을 고려할 필요가 있다. 따라서 가급적이면 $\bar{k}$ 를 증가시켜 국면의 개수를 늘리는 것을 필요하다. 그러나 대수우도함수의 값만 비교할 경우 $\bar{k}$ 를 증가시킬 기준이 모호하다. 그래서 Calvet and Fisher (2004)는 모형적합도가 통계적으로 거의 차이가 없을 정도로 유사한 경우에는 $\bar{k}$ 를 크게 하여 국면의 개수를 보다 확장하는 것이 필요하다고 하였고 이에 대한 모형 선택 절차를 제시하였다. 이 모형 선택 절차에 따라 본 연구에서는 MSM(8) 모형을 선택하였다¹⁸⁾.

2. 외표본 예측성과

변동성 예측성과를 비교하기 위한 외표본(out-of-sample) 기간은 2012년 1월 3일부터 2015년 12월 31일까지로 4년간 총 966일에 해당한다. 특히 이 기간은 높은 변동성과 낮은 변동성이 혼재되어 있어 변동성 예측이 다소 어려운 것으로 판단된다. 예측기간(forecasting horizon)은 1, 5, 20, 60일로 단기부

18) 모형 선택 절차는 <부록>을 참고하기 바란다.

터 중기 및 장기의 시계를 포함하도록 하였다. 예측에 사용할 모형의 파라미터는 앞서 내표본 기간을 대상으로 추정된 값이다. h -기간 조건부 분산 예측치 $\hat{\sigma}_{t+h|t}^2$ 는 일별 조건부 분산 예측치 $\hat{\sigma}_{t+h|t}^2$ 로부터 식(10)과 같이 계산한다.

$$\hat{\sigma}_{t+h|t}^2 = \sum_{j=1}^h \hat{\sigma}_{t+j|t}^2 \quad (10)$$

변동성 예측성과를 판단을 위해 주로 예측치와 실제치간의 거리(distance)를 측정하는 몇 가지 손실함수들(loss functions)의 크기를 비교한다. 손실함수에 따른 모형간 순위가 통계적으로 유의한가의 여부는 Diebold and Mariano (1995) 방법론으로 검정한다. 본 연구에서는 MSE, MAD, QLIKE, R²LOG와 같은 대표적인 손실함수를 선택하였다¹⁹⁾.

<표 4>는 외표본 예측성과에 대한 손실함수값을 정리한 것이다. 우선 예측기간의 장단에 관계없이 QLIKE 기준에서는 FIGARCH 모형이 보다 우수하고, 나머지 기준에서는 MSM 모형이 비교우위가 있는 것으로 나타났다. 이는 실현변동성에 비해 비교모형보다는 MSM 모형의 변동성 예측치가 상대적으로 작게 추정될 수 있음을 시사한다. QLIKE의 경우 FIGARCH가 모든 예측기간에 대하여 예측성과가 가장 높았다. 이러한 결과는 FIGARCH의 장기기억특성에 기인하는 것으로 보인다. 기본적으로 변동성 모형의 예측치는 장기적인 평균수준으로 회귀하게 되는데 FIGARCH 모형의 경우 장기기억특성으로 인하여 그 수렴속도가 GARCH 등 단기기억모형에 비해 느리기 때문이다.

19) 4가지 손실함수는 다음과 같다. T 은 전체 표본 개수이고 N 은 내표본 개수이다.

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \frac{1}{T-N} \sum_{t=N+1}^T (\hat{\sigma}_t - \sigma_t)^2, \text{ MAD} = \frac{1}{T-N} \sum_{t=N+1}^T |\hat{\sigma}_t - \sigma_t|, \\ \text{QLIKE} &= \frac{1}{T-N} \sum_{t=N+1}^T (\log(\hat{\sigma}_t^2) + \sigma_t^2 / \hat{\sigma}_t^2), \text{ R}^2\text{LOG} = \frac{1}{T-N} \sum_{t=N+1}^T (\log(\sigma_t^2 / \hat{\sigma}_t^2))^2. \end{aligned}$$

손실함수 비교 결과의 통계적 유의성 여부를 평가하기 위하여 Diebold and Mariano (1995) 예측성과 비교 검정(DM 검정)을 실시하였다. DM 검정의 귀무가설은 두 모형의 예측성도가 동일하다는 것(equal predictive accuracy)이다. <표 5>은 DM 검정 결과를 정리한 것이다. 기준모형(benchmark)을 MSM(8) 모형으로 두고 DM 통계량을 산출하였다. DM 통계량의 부호가 양(+)이면 기준모형에서 손실이 더 크고 음(-)이면 그 반대이다. DM 검정 결과 QLIKE를 제외하고 MSE(20일 예측기간 제외), MAD, R^2 LOG의 검정 통계치가 모두 음수이고 p-value 도 대부분 5% 이하이므로 MSM 모형의 예측성도가 높다는 점을 통계적으로도 확인된다.

<표 4> 손실함수 - 외표본(2012-2015)

손실함수	기간	GARCH	FIGARCH	GJR	Comp. ARCH	MSM
MSE	1	17.40	17.30	17.34	16.69	15.28*
	5	39.81	38.71	39.81	38.79	34.52*
	20	91.98	85.24*	93.29	92.93	85.32
	60	232.36	205.72	235.49	232.65	192.81*
MAD	1	3.26	3.28	3.25	3.27	2.97*
	5	4.78	4.79	4.81	4.87	4.07*
	20	7.77	7.50	7.85	7.93	6.65*
	60	12.86	12.21	12.96	12.79	9.53*
QLIKE	1	2.36	2.31*	2.37	2.35	2.58
	5	3.12	3.07*	3.12	3.11	3.31
	20	3.81	3.74*	3.82	3.84	4.01
	60	4.56	4.43*	4.58	4.58	4.59
R^2 LOG	1	1.98	1.99	1.99	2.04	1.82*
	5	0.24	0.24	0.24	0.25	0.18*
	20	0.15	0.14	0.15	0.16	0.11*
	60	0.18	0.16	0.18	0.18	0.13*

주: * 표시는 6개 모형 중 손실함수가 가장 작은 모형을 나타냄.

<표 5> Diebold-Mariano 검정 - 외표본 전체(2012~2015)

손실함수	기간	GARCH	FIGARCH	GJR	Comp. ARCH
MSE	1	-3.06 (0.00)	-3.21 (0.00)	-3.06 (0.00)	-3.52 (0.00)
	5	-2.17 (0.03)	-1.72 (0.08)	-2.27 (0.02)	-2.55 (0.01)
	20	-0.89 (0.37)	-0.02 (0.98)	-1.10 (0.27)	-1.20 (0.23)
	60	-1.81 (0.07)	-0.50 (0.62)	-2.02 (0.04)	-2.23 (0.03)
MAD	1	-4.87 (0.00)	-5.79 (0.00)	-4.80 (0.00)	-7.44 (0.00)
	5	-4.76 (0.00)	-4.72 (0.00)	-4.89 (0.00)	-5.42 (0.00)
	20	-2.72 (0.01)	-1.83 (0.07)	-0.66 (0.51)	-3.30 (0.00)
	60	-4.14 (0.00)	-2.99 (0.00)	-1.53 (0.13)	-4.71 (0.00)
QLIKE	1	1.50 (0.13)	2.26 (0.02)	1.31 (0.19)	1.23 (0.22)
	5	-0.20 (0.84)	0.54 (0.59)	-0.39 (0.69)	-0.81 (0.42)
	20	-0.44 (0.66)	0.82 (0.41)	-0.66 (0.51)	-0.81 (0.42)
	60	-1.35 (0.18)	0.22 (0.82)	-1.53 (0.13)	-1.72 (0.08)
R ² LOG	1	-6.32 (0.00)	-8.60 (0.00)	-6.37 (0.00)	-8.87 (0.00)
	5	-5.54 (0.00)	-5.77 (0.00)	-5.57 (0.00)	-6.05 (0.00)
	20	-3.85 (0.00)	-2.91 (0.00)	-3.98 (0.00)	-4.02 (0.00)
	60	-4.27 (0.00)	-2.96 (0.00)	-4.36 (0.00)	-4.36 (0.00)

주: ()안의 숫자는 DM 통계량의 p-value를 나타냄. 기준모형은 MSM(8) 모형임.

3. 안정성 검토(Robustness Check)

변동성 예측성과는 외표본 기간에 따라 다르게 나타날 수 있다. 그러므로 하위 외표본(out-of-sample)에도 2장에서 확인한 변동성 예측성과가 안정적으로 나타나는지 확인할 필요가 있다. 전체 외표본 기간을 3개의 하위 외표본 구간으로 나누었는데 각각 2012년-2013년, 2013년-2014년, 2014년-2015년으로 각각 2년의 기간에 해당한다. 3개의 하위 외표본에 대하여 <표 6>부터 <표 8>까지는 손실함수를, <표 9>부터 <표 11>까지는 DM 검정 결과를 나타낸다.

3개의 하위 외표본을 대상으로 예측성과를 분석한 결과 첫 번째 기간(2012년-2013년)의 경우 MSM 모형이 16개의 손실함수 중 5개에서 우위를 나타냈으나 비교모형에 비해 월등하다고 판단하기는 어려운 것으로 보인다. 그러나

나머지 기간(2013년-2014년, 2014년-2015년)의 경우 16개의 손실함수 중 QLIKE를 제외한 나머지 12개에서 MSM 모형이 우위를 보이고 있다. 이와 같은 결과는 전체 외표본을 대상으로 분석한 결과와 대체로 유사하다. QLIKE의 경우 FIGARCH 모형이 첫 번째와 두 번째 하위 외표본에서만 가장 높은 예측성과를 나타냈다. 그러나 세 번째 외표본 결과의 영향이 상대적으로 작기 때문에 전체 외표본을 대상으로 할 경우 FIGARCH모형이 QLIKE 손실함수에서는 높은 예측성과를 나타낸 것으로 이해된다. 또한 <표 9>부터 <표 11> DM 검정을 통해 손실함수에서 판단한 예측성과의 통계적 유의성을 확인할 수 있다.

안정성 검토결과 외표본 기간 동안 평균적으로 예측성과가 높은 모형도 국지적으로는 그렇지 않을 수 있음을 확인할 수 있었다. 특히 첫 번째 하위 외표본(2012년-2013년)은 변동성이 매우 높은 기간으로 지속성에 의존하기 보다는 새로운 정보에 신속히 반응하는 것이 유리한 구간이다. 따라서 단기기억모형인 GARCH 모형과 일시적인 변동성을 가지는 Component ARCH(1,1) 모형이 일부 손실함수에서 높은 예측성과를 가져왔다. 그럼에도 불구하고 외표본 전체 그리고 2개의 하위 외표본을 대상으로 보면 MSM 모형의 예측성과가 비교모형보다 대체로 높게 나타났음을 확인할 수 있다.

<표 6> 손실함수 - 하위 외표본 1 (2012-2013)

손실함수	기간	GARCH	FIGARCH	GJR	Comp. ARCH	MSM
MSE	1	25.64	25.86	25.32	23.31	22.81*
	5	60.47	60.14	59.80	56.26*	56.93
	20	127.38	127.41	126.50	125.19*	155.12
	60	249.57*	254.07	255.97	276.48	381.15
MAD	1	4.02	4.13	3.97	3.87	3.71*
	5	5.73	5.99	5.69	5.57	5.51*
	20	8.97	9.24	8.93*	9.00	9.88
	60	11.80*	12.73	11.99	12.54	15.25
QLIKE	1	2.80	2.70*	2.81	2.76	2.94
	5	3.58	3.47*	3.59	3.60	3.75
	20	4.42	4.26*	4.45	4.47	4.61
	60	5.55	5.25*	5.57	5.58	5.44
R ² LOG	1	1.66	1.75	1.65	1.66	1.59*
	5	0.24	0.26	0.23	0.23	0.21*
	20	0.15	0.16	0.14	0.14*	0.16
	60	0.21*	0.21	0.21	0.21	0.25

<표 7> 손실함수 - 하위 외표본 2 (2013-2014)

손실함수	기간	GARCH	FIGARCH	GJR	Comp. ARCH	MSM
MSE	1	14.08	14.44	13.95	13.83	12.90*
	5	31.07	31.82	30.37	29.95	25.57*
	20	61.32	67.19	60.42	57.59	44.04*
	60	140.48	164.53	138.14	132.39	121.35*
MAD	1	3.10	3.19	3.10	3.15	2.93*
	5	4.46	4.64	4.43	4.48	3.87*
	20	6.44	6.86	6.40	6.33	5.16*
	60	9.52	10.56	9.52	9.28	8.09*
QLIKE	1	2.28	2.23*	2.30	2.27	2.45
	5	3.03	2.97*	3.03	3.00	3.14
	20	3.61	3.56*	3.62	3.62	3.77
	60	4.17	4.11*	4.18	4.21	4.38
R ² LOG	1	2.14	2.21	2.16	2.21	2.04*
	5	0.24	0.25	0.24	0.24	0.19*
	20	0.10	0.11	0.10	0.10	0.06*
	60	0.07	0.08	0.07	0.06	0.05*

<표 8> 손실함수 - 하위 외표본 3 (2014-2015)

손실함수	기간	GARCH	FIGARCH	GJR	Comp. ARCH	MSM
MSE	1	9.31	8.89	9.50	10.20	7.89*
	5	19.70	17.85	20.37	21.78	12.70*
	20	58.98	45.93	62.33	62.86	20.25*
	60	217.74	164.63	218.09	195.40	32.71*
MAD	1	2.53	2.45	2.55	2.70	2.25*
	5	3.87	3.63	3.96	4.20	2.68*
	20	6.66	5.87	6.85	6.93	3.64*
	60	13.77	11.76	13.79	13.00	4.66*
QLIKE	1	1.92*	1.94	1.93	1.95	2.23
	5	2.67	2.68	2.67	2.64*	2.88
	20	3.24	3.25	3.24	3.23*	3.44
	60	3.72*	3.72	3.72	3.72	3.87
R ² LOG	1	2.28	2.23	2.31	2.41	2.05*
	5	0.24	0.22	0.25	0.27	0.15*
	20	0.16	0.13	0.16	0.17	0.06*
	60	0.16	0.12	0.16	0.15	0.03*

<표 9> Diebold-Mariano 검정 - 하위 외표본 1 (2012~2013)

손실함수	기간	GARCH	FIGARCH	GJR	Comp. ARCH
MSE	1	-2.03 (0.04)	-2.44 (0.01)	-1.86 (0.06)	-0.61 (0.54)
	5	-0.72 (0.47)	-0.66 (0.51)	-0.61 (0.54)	0.23 (0.82)
	20	1.97 (0.05)	1.39 (0.17)	2.23 (0.03)	3.01 (0.00)
	60	4.13 (0.00)	2.37 (0.02)	4.34 (0.00)	4.91 (0.00)
MAD	1	-2.72 (0.01)	-4.30 (0.00)	-2.39 (0.02)	-2.37 (0.02)
	5	-0.92 (0.36)	-1.78 (0.07)	-0.75 (0.45)	-0.40 (0.69)
	20	1.55 (0.12)	0.71 (0.48)	3.55 (0.00)	2.14 (0.03)
	60	3.94 (0.00)	1.61 (0.11)	5.21 (0.00)	4.86 (0.00)
QLIKE	1	1.16 (0.25)	1.70 (0.09)	1.24 (0.21)	3.09 (0.00)
	5	1.83 (0.07)	1.71 (0.09)	2.06 (0.04)	1.98 (0.05)
	20	3.39 (0.00)	2.83 (0.00)	3.55 (0.00)	3.68 (0.00)
	60	5.10 (0.00)	3.94 (0.00)	5.21 (0.00)	5.49 (0.00)
R ² LOG	1	-1.67 (0.09)	-4.84 (0.00)	-1.35 (0.18)	-2.85 (0.00)
	5	-1.50 (0.13)	-2.51 (0.01)	-1.22 (0.22)	-1.20 (0.23)
	20	1.61 (0.11)	0.39 (0.70)	1.98 (0.05)	2.43 (0.01)
	60	4.35 (0.00)	2.31 (0.02)	4.61 (0.00)	5.17 (0.00)

주: ()안의 숫자는 DM 통계량의 p-value를 나타냄. 기준모형은 MSM(8) 모형임

<표 10> Diebold-Mariano 검정 - 하위 외표본 2 (2013~2014)

손실함수	기간	GARCH	FIGARCH	GJR	Comp. ARCH
MSE	1	-2.27 (0.02)	-3.57 (0.00)	-2.25 (0.02)	-3.33 (0.00)
	5	-2.79 (0.01)	-3.40 (0.00)	-2.87 (0.00)	-3.31 (0.00)
	20	-2.61 (0.01)	-2.58 (0.01)	-2.67 (0.01)	-2.56 (0.01)
	60	-1.28 (0.20)	-1.84 (0.07)	-1.30 (0.19)	-1.19 (0.23)
MAD	1	-2.69 (0.01)	-4.52 (0.00)	-2.75 (0.01)	-4.78 (0.00)
	5	-4.20 (0.00)	-4.95 (0.00)	-4.03 (0.00)	-3.88 (0.00)
	20	-3.36 (0.00)	-3.41 (0.00)	-1.29 (0.20)	-3.03 (0.00)
	60	-1.90 (0.06)	-2.41 (0.02)	-0.51 (0.61)	-2.07 (0.04)
QLIKE	1	0.95 (0.34)	1.02 (0.31)	0.71 (0.48)	0.71 (0.48)
	5	-1.39 (0.16)	-1.29 (0.20)	-1.41 (0.16)	-1.44 (0.15)
	20	-1.24 (0.22)	-1.26 (0.21)	-1.29 (0.20)	-1.17 (0.24)
	60	-0.51 (0.61)	-0.85 (0.40)	-0.51 (0.61)	-0.41 (0.68)
R ² LOG	1	-3.48 (0.00)	-6.97 (0.00)	-3.59 (0.00)	-5.47 (0.00)
	5	-4.45 (0.00)	-5.51 (0.00)	-4.25 (0.00)	-4.24 (0.00)
	20	-3.19 (0.00)	-3.57 (0.00)	-3.15 (0.00)	-2.95 (0.00)
	60	-2.25 (0.02)	-2.75 (0.01)	-2.22 (0.03)	-2.01 (0.04)

주: ()안의 숫자는 DM 통계량의 p-value를 나타냄. 기준모형은 MSM(8) 모형임

<표 11> Diebold-Mariano 검정 - 하위 외표본 3 (2013~2014)

손실함수	기간	GARCH	FIGARCH	GJR	Comp. ARCH
MSE	1	-5.12 (0.00)	-4.39 (0.00)	-5.32 (0.00)	-9.96 (0.00)
	5	-6.09 (0.00)	-5.31 (0.00)	-6.50 (0.00)	-6.19 (0.00)
	20	-6.39 (0.00)	-5.27 (0.00)	-6.55 (0.00)	-6.46 (0.00)
	60	-11.25 (0.00)	-10.18 (0.00)	-11.04 (0.00)	-10.20 (0.00)
MAD	1	-5.98 (0.00)	-4.83 (0.00)	-6.11 (0.00)	-11.06 (0.00)
	5	-7.59 (0.00)	-6.90 (0.00)	-7.81 (0.00)	-7.59 (0.00)
	20	-6.04 (0.00)	-5.14 (0.00)	-4.14 (0.00)	-6.08 (0.00)
	60	-14.43 (0.00)	-13.13 (0.00)	-9.34 (0.00)	-12.94 (0.00)
QLIKE	1	1.00 (0.32)	1.52 (0.13)	0.71 (0.48)	-0.45 (0.65)
	5	-1.74 (0.08)	-1.19 (0.23)	-1.96 (0.05)	-2.17 (0.03)
	20	-3.95 (0.00)	-2.95 (0.00)	-4.14 (0.00)	-4.15 (0.00)
	60	-9.48 (0.00)	-8.86 (0.00)	-9.34 (0.00)	-8.69 (0.00)
R ² LOG	1	-9.17 (0.00)	-7.90 (0.00)	-9.45 (0.00)	-11.54 (0.00)
	5	-7.38 (0.00)	-6.76 (0.00)	-7.62 (0.00)	-7.36 (0.00)
	20	-6.18 (0.00)	-5.30 (0.00)	-6.31 (0.00)	-6.23 (0.00)
	60	-9.16 (0.00)	-8.75 (0.00)	-8.99 (0.00)	-8.44 (0.00)

주: ()안의 숫자는 DM 통계량의 p-value를 나타냄. 기준모형은 MSM(8) 모형임

V. 결 론

계통한계가격(SMP)의 변동성 예측은 에너지 관련 기업의 향후 사업계획 및 위험관리 측면에서 중요한 사안이다. 개별 기업 수준의 위험관리 노력 및 향후 전력과생상품 시장의 개설 가능성으로 인하여 SMP 변동성에 대한 연구는 더욱 활성화 될 것으로 기대된다. 이와 같은 상황에서 본 연구는 마코프전환 멀티프랙탈(MSM) 모형을 이용하여 평일 계통한계가격의 단기 및 중·장기 변동성을 예측하고 GARCH 등의 대표적인 변동성 모형과 비교하였다. MSM 모형은 적은 수의 파라미터에도 불구하고 변동성 집중현상, 국면전환, 장기기억성, 간헐적인 이상치 등의 특징을 다중 주기 측면에서 포괄적으로 설명할 수 있다. 이와 같은 MSM모형의 특징은 변동성 군집현상이나 국면전환 같은 일반적인 특징 뿐 아니라 다중주기적인 패턴, 급등 또는 급락하는 이상치를 보이는 SMP의 변동성의 특징에 부합한다.

따라서 MSM 모형을 대안모형으로 하여 실증분석을 수행하였다. 우선 분석자료는 2003년부터 2015년까지의 휴일을 제거한 평일 자료이며 SMP 결정요인을 고려한 구조식으로부터의 잔차항을 대상으로 SMP 변동성에 대한 모형 적합도와 사후 예측성과를 비교분석하였다. 실증분석의 주요 결과는 다음과 같다. 첫째 내표본 적합도 측면에서 MSM 모형이 대표적인 변동성 모형(GARCH, FIGARCH, GJR, Component ARCH(1,1))보다 대폭 개선된 결과를 가져왔다. 둘째 외표본 예측성과 측면에서 QLIKE를 제외하고 모든 예측기간(1, 5, 20, 60일)에서 MSM 모형이 비교모형보다 높은 성과를 나타냈다. 셋째 외표본을 3개의 하위표본으로 나누어 살펴본 결과 3개 중 2개의 하위 외표본에서도 주요 결과가 유지되었다. 따라서 실증분석 결과를 통해 SMP 변동성의 특징을 모형화 할 경우 먼저 구조식을 이용하여 SMP에 영향을 미치는 구

평일 계통한계가격의 변동성 예측

조적 요인의 영향을 제거할 필요가 있으며 그 후 잔차항의 변동성을 분석할 경우 다중 주기 또는 국면전환의 관점에서 접근하는 것이 유용하다는 것을 알 수 있다.

접수일(2016년 4월 6일), 수정일(2016년 6월 1일), 게재확정일(2016년 6월 10일)

◎ 참 고 문 헌 ◎

- 김명직 · 장국현, 2002, 「금융시계열분석」, 제2판, 경문사.
- 김대용 · 이찬주 · 이명환 · 박종배 · 신중린, 2005, 「자기회귀누적이동평균을 이용한 전
일 계통한계가격의 예측」, 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 18-20.
- 김대용 · 이찬주 · 정윤원 · 박종배 · 신중린, 2006, 「ARIMA 모형을 이용한 계통한계가
격 예측 방법론 개발」, 전기학회논문지 55A-2, pp. 85-93.
- 김완수 · 김광인 · 유석, 2008, 「현행 전력시장에서의 한계가격과 예비율의 상관관계 분
석」, 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 554-555.
- 박광수, 2012, 「에너지소비에 대한 기온변화의 영향 분석」, 에너지경제연구원 연구보고
서 12-12.
- 백문영, 2010, 「Forecasting Hourly Electricity Loads of South Korea: Innovations State
Space Modeling Approach」, 한국경제학보 제17권 제2호, pp. 301-317.
- 신동현 · 김재혁, 2015, 「전력 발전시장의 충격식별과 계통한계가격 변동성 분석: 전력
수요 예측오차 충격을 중심으로」, 응용경제 제17권 제2호, pp. 121-166.
- 심재성 · 김문겸 · 천이경 · 박종근, 2009, 「연료가격을 고려한 단기 전력 계통한계가격
예측 연구」, 대한전기학회 전력기술부문회 추계학술대회 논문집, pp. 23-24.
- 안일환 · 강승진, 2014, 「한국 전력도매시장(CBP) 계통한계가격(SMP) 변동성 실증분석
」, 에너지경제연구 제13권 제2호, pp. 103-129.
- 이상현 · 김명직, 2016, 「마코프전환 멀티프랙탈(Markov Switching Multifractal)모형을
이용한 KOSPI200 수익률의 장기변동성 예측성과 비교」, 한국증권학회지(forthcoming).
- 이정규 · 박종배 · 신중린, 2005, 「시간축 및 요일축 정보를 이용한 신경회로망 기반의
계통한계가격 예측」, 전기학회논문지 54A-3, pp. 144-151.
- 정상운 · 이정규 · 박종배 · 신중린 · 김성수, 2005, 「하이브리드 신경회로망을 이용한 한
시간전 계통한계가격 예측」, 대한전기학회 추계학술대회 논문집, pp. 162-164.
- Alausa, W., B., 2014, “Modelling Electricity Prices with an Autoregressive Markov

- Switching Multifractal Model,” Working Paper.
- Bollerslev, T., Engle, R.F., and D.B. Nelson, 1994, “ARCH Models” In Handbook of Econometrics 4, R. Engle and D. McFadden, eds., North Holland, pp.2959-3038.
- Baillie, R., T. Bollerslev, and H.O. Mikkelsen, 1996, “Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity,” Journal of Econometrics 74, pp.3-30.
- Calvet, L.E. and A.J. Fisher, 2004, How to forecast long-run volatility: Regime-switching and the estimation of multifractal processes. Journal of Financial Econometrics, 2, pp. 49-83.
- Chuang, W., T.-C. Huang, and B.-H. Lin, 2013, “Predicting Volatility Using the Markov Switching Multifractal Model : Evidence from S&P 100 Index and Equity Options,” The North American Journal of Economics and Finance 25, pp.168-187.
- Diebold, F.X. and R.S. Mariano, 1995, “Comparing Predictive Accuracy,” Journal of Business and Economic Statistics 13-3, pp.253-263.
- Engle, R. and G. Lee, 1993, “A Permanent and Transitory Component Model of Stock Return Volatility,” Working Paper No. 92-44R, University of California San Diego.
- Hamilton, J.D., 1989, “A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle,” Econometrica 57, pp.357-384.
- Lux, T., 2008, “The Markov Switching Multifractal Model of Asset Returns : GMM Estimation and Linear Forecasting of Volatility,” Journal of Business and Economic Statistics 26, pp.194 - 210.
- Lux, T. and T. Kaizoji, 2007, “Forecasting Volatility and Volume in the Tokyo Stock Market : Long Memory, Fractality and Regime Switching,” Journal of Economic Dynamics and Control 31, pp.1808-1843.
- Lux, T. and L. Morales-Arias, 2013, “Relative Forecasting Performance of Volatility Models : Monte Carlo Evidence,” Quantitative Finance 13-9, pp.1375-1394.
- Lux, T., M. Segnon, and R. Gupta, 2015, “Modeling and Forecasting Crude Oil Price Volatility:Evidence from Historical and Recent Data,” Working Paper, University of Kiel.

- Nasr, A.B., T. Lux, A. N. Ajmi, and R. Gupta, 2014, "Forecasting the Volatility of the Dow Jones Islamic Stock Market Index : Long-Memory vs. Regime-Switching," Working Paper, University of Pretoria.
- Pagan, A.R. and W. Schwert, 1990, "Alternative Models for Conditional Stock Volatility," Journal of Econometrics 50, pp.267-290.
- Segnon, M., T. Lux, and R. Gupta, 2015, "Modeling and Forecasting Carbon Dioxide Emission Allowance Spot Price Volatility:Multifractal vs. GARCH-type Volatility Models," FinMap-Working Paper No. 46.
- Taylor, J.W., 2003, "Short-term Electricity Demand for Forecasting using Double Seasonal Exponential Smoothing," Journal of Operational Research Society 54-8: pp.799-805.
- Wang, Y., C. Wu, and L. Yang, 2016, "Forecasting Crude Oil Market Volatility : A Markov Switching Multifractal Volatility Approach," International Journal of Forecasting 32, pp.1-9.

부 록

A. 모형선택절차

두 개의 모형 $MSM(\bar{k})$ 와 $MSM(\bar{k}')$ ($\bar{k} \neq \bar{k}'$) 각각의 밀도함수를 f 와 g 라고 하면 포함관계가 성립하지 않는 두 모형의 대수우도비의 차이 (log-likelihood difference)는 식(A.1)과 같다.

$$\sqrt{T}(\ln L_T^f - \ln L_T^g) = \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{t=1}^T \ln \frac{f(x_t|x_1, \dots, x_{t-1})}{g(x_t|x_1, \dots, x_{t-1})} \quad (A.1)$$

이 때 귀무가설은 두 모형의 대수우도함수의 비조건부 기대값이 동일하다는 것이다. Young (1989)에 따르면 관측치가 *i.i.d*일 경우 $\ln L_T^f - \ln L_T^g$ 가 귀무가설 하에서 점근적으로 정규분포하고 이의 분산은 $\ln[f(x_t|x_1, \dots, x_{t-1})/g(x_t|x_1, \dots, x_{t-1})]$ 의 표본분산에 의해 일치성있게 추정된다. 또한 Calvet and Fisher (2004)는 *i.i.d* 조건이 위배될 경우 이분산과 자기상관을 고려한 이분산-자기상관조정 (HAC-Adjusted) Vuong 검정 방법을 사용할 것을 제안하였다.

Young과 HAC-Adjusted Vuong, 두 검정방법의 귀무가설은 모두 $MSM(\bar{k})$ 과 $MSM(8)$ 모형의 적합도가 동일하다는 것이다. 기준 모형으로 $MSM(8)$ 모형을 선택한 이유는 Calvet and Fisher (2004)에서 언급하였듯이 가급적이면 많은 주기를 포함하여 다양한 동학(dynamics)을 나타내는 것이 중요하기 때문이다. 결국 이와 같은 특성으로 인하여 기존의 국면전환모형과 MSM 모형이 구분되는 것이다. 그러나 대수우도함수값의 차이가 작더라도 통계적 근거

없이 MSM(8) 모델을 선택할 수는 없다. 즉 다양한 주기의 동학을 나타내기 위해서 가급적 많은 변동성 구성요소(volatility component)를 포함할 필요가 있고 이를 위해서는 Vounng 또는 HAC-Adjusted Vuong 방법에 따른 통계적인 검정절차를 통해 통계적인 유의성을 확보해야 한다.

<표 A.1> Vounng 검정

$\bar{k}$		1	2	3	4	5	6	7
Vuong	t-ratio	-1.719	0.210	0.999	0.810	0.798	0.814	0.841
	p-value	(0.043)	(0.583)	(0.841)	(0.791)	(0.788)	(0.792)	(0.800)
HAC-Adjusted Vuong	t-ratio	-1.889	0.299	1.789	1.401	1.307	1.263	1.236
	p-value	(0.030)	(0.617)	(0.963)	(0.919)	(0.904)	(0.897)	(0.892)

<표 A.1>의 Vounng 검정 결과에서 t -값이 음(-)으로 나타나는 경우는 MSM(8) 모델이 비교모델보다 대수우도함수값이 높다는 것이다. 5% 유의수준 하에서 $\bar{k}=1$ 인 경우를 보면 그 차이는 통계적으로 유의하므로 MSM(8) 모델은 MSM(1) 모델보다 적합도가 더 높다. 그러나 $2 \leq \bar{k} \leq 7$ 인 경우 MSM($\bar{k}$)의 대수우도함수값이 MSM(8) 보다 근소하게 높지만 모두 통계적인 유의성이 없으므로 이들 모형간 적합도의 차이는 없다고 결론 내릴 수 있다. 동일한 결과는 HAC-Adjusted Vuong 검정에서도 확인가능하다. 따라서 $\bar{k} \geq 2$ 인 경우 MSM($\bar{k}$) 모형은 표본 적합도 측면에서 통계적으로 동일하므로 가급적 많은 주기를 포함하는 MSM(8) 모형을 비교의 기준이 되는 벤치마크 모형으로 설정한다.

ABSTRACT

Forecasting Volatility of Weekday System
Marginal Prices : A Multi-frequency Approach

Sang-Heon Lee

This paper uses a Markov Switching Multifractal (MSM) volatility model to forecast short-, medium-, and long-term volatilities of system marginal price (SMP) and compares forecasting performances with several competing models. MSM model is known to describe well-known stylized facts of the volatility process such as volatility clustering, regime change, long memory, and substantial outlier with relatively small number of parameters within a multi-frequency framework. Using the weekday sample covering from 2003 to 2015 this paper finds empirical evidence that, in terms of the in-sample goodness of fit, MSM model shows a substantial improvement compared to competing models and that, except for QLIKE, MSM model improves significantly the out-of-sample forecasting performance. This result can be confirmed from the formal test such as the Diebold-Mariano test. We also find that main conclusion holds for 2nd and 3rd sub out-of-samples except 1st. As such the results strongly suggest that considering both multi-frequency factors and Markov regime switching in modeling a rather complex process of the SMP volatility make a critical contribution towards improving the forecasting performance.

Key Words : System Marginal Price, Markov Switching Multifractal,
Volatility Forecasting, Multi-frequency

* Economic Analyst, National Assembly Budget Office, shlee725@gmail.com

