

한국 전력도매시장(CBP) 계통한계가격(SMP) 변동성 실증분석

안일환* · 강승진**

요 약

이 논문에서 우리는 시장가격 평가모형을 도입하여 한국 전력도매시장 계통한계가격의 변동성(Volatility)의 현재 수준을 평가하였다. SMP의 분포는 변동성 집중(Volatility clustering)과 두꺼운 꼬리(Fat-tail)의 특성을 보였다. 우리는 SMP 시계열의 자기상관에 장기적으로 장기기억(Long memory) 효과가 존재한다는 사실을 확인하였다. 이러한 효과를 모형에 반영하기 위해 분수차분 차수를 추정($\hat{d}=0.4341769$)하여 차분함으로서 안정적 시계열로 변환하였다. 총 6가지 모형 중 $ARFIMA(2,0,2)-cs\ GARCH(1,1)$ t -분포모형을 선택하여 분석한 결과 SMP 변동성은 시장의 움직임에 민감하게 반응하지 않으면서($\hat{\alpha}_1=0.1765$) 매우 지속적($\hat{\rho}=0.9991$)이라는 사실을 확인하였다. 이모형으로 추정한 분석기간 동안의 연율 표시 실현 변동성 평균은 약 312%이고 연율 표시 역사적 변동성 평균은 약 297%였다. 우리는 전력 현물가격의 변동성을 분석하는 하나의 대안으로 시간가변 변동성 모형을 제안한다.

주요 단어 : ARFIMA-GARCH, SMP(계통한계가격), 변동성, 전력도매시장
경제학문헌목록 주제분류 : C22, C53

* 한국산업기술대학교 지식기반기술에너지대학원 박사과정 (주저자). ahnih4336@empal.com

** 한국산업기술대학교 지식기반기술에너지대학원장 (교신저자). sjkang@kpu.ac.kr

I. 서 론

시장경쟁체제에서 SMP¹⁾ 변동성(Volatility)의 정확한 추정과 예측은 미래 가격변화의 오판으로 인한 이윤손실을 감소시켜 이윤극대화하려는 생산자와 효용극대화를 추구하는 소비자들의 입찰전략 수립에 중요한 요소이다(Catalão et al., 2007). 또한, 모형분석이나 이론검정 뿐 아니라 전력시장 자유화과정 평가, 미래 현물가격예측, 위험이전(Risk hedging)에 필요한 에너지 선물 및 파생상품 가격 그리고 에너지 자산의 가치평가에서도 매우 중요하다. 최근 전력도매시장에 경쟁체제가 도입되면서 전력가격 변동성 추정 및 예측의 중요성이 점점 더 부각되고 있다.

Knittel et al.(2005)은 전력가격의 변동성을 평균회귀(Mean-reverting), 시간가변평균, 점프과급, 시간중속 점프강도 모형으로 실증분석 한 결과 역레버리지효과(Inverse leverage effect)²⁾의 존재를 확인하였다. Zareipour et al.(2007)은 캐나다 온타리오(Ontario)주의 전력시장을 대상으로 변동성지수를 개발하였으며 뉴잉글랜드, 뉴욕, PJM³⁾ 전력시장의 지역한계가격에 적용한 결과 세 전력시장보다 온타리오주의 가격변동성이 더 높았다. Theodorou et al.(2008)은 평균회귀모형, 자기회귀이동평균(*ARMAX* : Autoregressive Moving-Average)모형 그리고 일반화 자기회귀조건부이분산(*GARCH* : Generalized Autoregressive conditional heteroskedasticity)모형을 이용하여 그리스 전력시장 계통한계가격의 변동성을 추정하였고 *GARCH*모형이 더 좋은 추정 및 예측력이 있음을 확인하였다. Haugom et al.(2012)는 PJM의 현물

1) 계통한계가격 : System Marginal Price

2) 시장이 하락세에 있을 때 같은 크기의 음(-)의 충격에 비해 양(+)의 충격이 변동성에 더 큰 영향을 미치는 효과

3) Pennsylvania-New Jersey-Maryland

가격 변동성 분석결과 실현 변동성(Realized volatility)이 역사적 변동성(Historical volatility)과 비교하여 예측력을 향상시켰다. Ullrich(2012)는 호주(5개), 캐나다, 미국(2개) 등 총 8개 전력도매시장의 변동성을 추정하였으며 호주 1,500%, 미국 2,700%로 나타나 다른 기존 연구문헌의 추정치보다 더 높았다. 백문영(2010)은 한국의 시간 당 전력부하 데이터의 다중계절성을 고려하여 시계열의 예측정확성을 개선하였다. 백문영은 단일 계절성 이노베이션 상태 공간모형(기준모형)과 이중 계절성 모형을 시계열 예측에 적용하였다. 그 결과 Taylor의 이중 계절성 지수 평활방법에 대응하는 이노베이션 상태공간(Innovations state space)모형이 단일 계절성만을 반영하는 기준모형보다 우월하다는 것을 발견하였다.

본 연구는 비록 우리나라 전력도매시장이 양방향 가격입찰이 허용되지 않고 있고 불완전경쟁시장으로서 주식시장과 같은 금융시장과 차이가 있기는 하지만 현재 시장체제에서 우리나라 전력도매시장의 SMP 변동성 수준을 평가하기 위해 시간가변 단일시계열 변동성 모형을 설정하여 실증분석을 시도한다.

백문영은 전력수요측면에서 계절성에 초점을 두고 계절성 모형의 예측 정확도(Accuracy)를 개선한 반면 본 연구는 전력도매시장의 가격 데이터를 기반으로 시장에서 파생되는 최종가격을 이용하여 시가평가모형을 제안한 점이 차별화된다.

본 연구의 나머지 부분은 다음과 같이 구성되어 있다. II장에서는 단일시계열 변동성 모형 설정을 위한 이론모형에 대하여 설명한다. SMP 데이터의 시계열적 특성과 분석은 III장에서 이루어진다. IV장에는 모형 선정 절차와 선정된 모형의 추정 및 예측 결과를 제시한다. V장은 요약 및 결론으로서 연구의 한계 및 시사점 그리고 향후과제에 대하여 간략히 소개한다.

II. 이론 모형

1. 조건부평균 모형

원계열 X_t 가 불안정적 시계열인 경우 이를 차분하여 안정적인 시계열이 되는 차분안정적인 시계열은 $ARIMA(p, d, q)$ (Autoregressive Integrated Moving Average) 모형으로 모형화 할 수 있다. 즉, X_t 가 불안정적이며 1차 차분 $(1-L)X_t$ 가 $ARMA(p, q)$ 과정을 따르면 다음 식(1)과 같이 X_t 는 일반적인 $ARIMA(p, d, q)$ 모형으로 표현할 수 있다.

$$\phi(L)(1-L)^d X_t = \theta(L)a_t, \quad \begin{cases} d = \text{정수 (integer)} & (ARIMA) \\ d = \text{실수 (real number)} & (ARFIMA) \end{cases} \quad (1)$$

여기서, p 는 자기회귀(AR)모형의 차수, q 는 이동평균(MA)모형의 차수, d 는 정수(Integer)로 차분 차수를 의미한다. $\phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p$ 는 안정성 조건(Stationary condition)을 만족하고 $\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q$ 는 가역성 조건(Invertible condition)을 만족하는 래그 다항식이다. 식 (1)에서 만약 d 가 실수(Real number)라면 즉, d 가 0이 아니면서 특정 범위의 실수라면 X_t 는 d 로 차분해도 안정적인 시계열이 된다. 만약 d 가 실수인 경우 $(1-L)^d$ 는 비정수 차수에 대한 이항정리를 통해 정의할 수 있다⁴⁾(김명직·장국현(2002)).

Hosking(1981)에 의하면 $|d| < 1/2$ 이면 X_t 는 안정적이고 가역적인 과정이 된다. 특히 $0 < d < 1/2$ 이면 X_t 는 자기상관이 쌍곡선(Hyperbolic)의 형태로 감소하기 때문에 장기기억(Long memory)을 가지게 된다.

4) $(1-L)^d \equiv \nabla^d = \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k \binom{d}{k} (L)^k = 1 - dL - \frac{d(1-d)}{2!} L^2 - \frac{d(1-d)(2-d)}{3!} L^3 - \dots$

$ARFIMA(0, d, 0)$ 과정($|d| < 1/2$)은 감마(Gamma) 함수를 이용하여 표현할 수 있다⁵⁾. 또한 $ARFIMA(p, d, q)$ 과정은 Geweke and Porter-Hudak(1983)의 피리오도그램(Periodogram)회귀식을 이용하여 d 를 먼저 추정한 후 나머지 $ARMA$ 모수를 추정하는 2단계 추정법을 사용할 수 있다(김명직·장국현(2002)).

2. 조건부분산 모형

변동성 모형 설정은 조건부분산의 형태로 할 때 예측오차 분산이 작게 된다. 변동성집중(Volatility clustering)과 두꺼운 꼬리(Fat-tail)의 특성을 보이는 시계열은 Engle(1982)이 제안한 자기회귀조건부이분산($ARCH$: Autoregressive conditional heteroskedasticity)모형으로 모형화 할 수 있지만 이 모형은 조건부분산방정식에 장기시차를 설정해야하는 문제가 있다. 반면, 일반화 자기회귀조건부이분산($GARCH$: Generalized $ARCH$)모형으로 설정하면 짧은 시차로 긴 시차설정 문제를 해결할 수 있다. 본 연구는 Bollerslev(1986)가 제안한 표준 일반화 자기회귀조건부이분산($sGARCH$: Standard generalized $ARCH$)모형과 파생된 $gjrgARCH$, $csGARCH$ (Component standard $GARCH$)모형 등 세 가지 모형을 설정하여 분석한다. 다음은 R 통계패키지의 rugarch 라이브러리를 이용하여 설정할 수 있는 여러 $GARCH$ 모형 중 본 연구에 이용된 세 가지모형에 대한 설명이다. $sGARCH$ 모형은 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\sigma_t^2 = \left(\omega + \sum_{j=1}^m \zeta v_{jt} \right) + \sum_{j=1}^q \alpha_j \epsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2)$$

5) $(1-L)^d X_t = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-L)^k X_t = \sum_{k=0}^{\infty} \pi_k X_{t-k} = a_t$, $\pi_k = (-1)^k \binom{d}{k} = \frac{\Gamma(k-d)}{\Gamma(-d)\Gamma(k+1)}$
 $X_t = (1-L)^{-d} a_t = \Theta(L) a_t$, $\Theta_k = \frac{\Gamma(k+d)}{\Gamma(d)\Gamma(k+1)}$

여기서, σ_t^2 는 조건부분산, ω 는 인터셉트(intercept), ϵ_t^2 는 평균방정식의 잔차(Residual)이다. *GARCH* 모형에서 포착되는 관측데이터의 행태적 주요 특징 중의 하나인 변동성집중은 지속성모수 $\hat{P}$ ⁶⁾로 계량화 된다.

다음으로 조건부분산에 대한 양(+)과 음(-)의 충격을 모형화 한 Glosten et al.(1993)의 *gjrgARCH*모형은 점근적 지표 함수 I 를 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\sigma_t^2 = \left(\omega + \sum_{j=1}^m \zeta_j v_{jt} \right) + \sum_{j=1}^q (\alpha_j \epsilon_{t-j}^2 + \gamma_j I_{t-j} \epsilon_{t-j}^2) + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

여기서, γ_j 는 레버리지(Leverage) 항을 의미한다. $\gamma_j > 0$ 이면 레버리지효과가 존재한다. 지표함수 I 는 $\epsilon \leq 0$ 이면 1의 값을 취하고 다른 경우는 0을 취한다. 지표함수의 존재 때문에 이모형은 조건부분포에 이용된 비대칭에 결정적으로 의존한다. 이모형의 지속성 파라미터는 $\hat{P} = \sum_{j=1}^q \alpha_j + \sum_{j=1}^p \beta_j + \sum_{j=1}^q \gamma_j k$ 와 같다. 여기서, $k = E[I_{t-j} z_{t-j}^2] = \int_{-\infty}^0 f(z, 0, 1, \dots) dz$ 에서 0(zero)인 표준잔차 z_t 의 기대 값이다(기대 값이 0 이하가 되는 확률). 여기서, f 는 추가된 표준화 조건부밀도함수이고 k 의 대칭적 분포 값은 0.5와 같다.

다음 모형으로 Lee and Engle(1999)의 *csGARCH*(Component standard *GARCH*)모형은 추정기간 내에 기준변동성이 시간가변(Time varying)하는 모형이다. 이모형은 변동성을 영구적 성분(Permanent component)과 일시적 성분(Transitory component)으로 분해하는 것이다. 조건부 분산의 영구적 성분을 q_t 로 놓으면 컴포넌트 모형은 다음과 같이 표현할 수 있다.

6) *sGARCH*모형 : $\hat{P} = \sum_{j=1}^q \alpha_j + \sum_{j=1}^p \beta_j$

$$\sigma_t^2 = q_t + \sum_{j=1}^q \alpha_j (\epsilon_{t-j}^2 - q_{t-j}) + \sum_{j=1}^p \beta_j (\sigma_{t-j}^2 - q_{t-j}) \quad (4)$$

$$q_t = \omega + \rho q_{t-1} + \eta (\epsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) \quad (5)$$

여기서, 조건부분산과 추세의 차이 $\sigma_{t-j}^2 - q_{t-j}$ 는 조건부분산의 일시적 성분이다. 안정성 조건 α, β 계수의 합은 1보다 작고 $\rho < 1$ 이다.

3. 대수우도함수

본 연구는 위에서 설명한 세 모형에 대해 정규분포, Student t -분포모형 등 총 6개 모형을 설정하여 추정 및 예측한다. *GARCH* 정규분포모형의 대수우도(Log likelihood) 함수는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \ln f(\epsilon_1, \dots, \epsilon_T | \epsilon_0, X; \theta) &= \sum_{t=1}^T \ln f(\epsilon_t | \psi_{t-1}; \theta) \\ &= -\left(\frac{T}{2}\right) \ln(2\pi) - \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{t=1}^T \ln(\sigma_t^2) - \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{t=1}^T \ln\left(\frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t^2}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

*GARCH*모형만으로 시계열의 두꺼운 꼬리 특성을 충분히 설명할 수 없는 경우 t -분포와 같은 비정규분포를 가정하면 모형의 적합도(Fit)를 크게 높일 수 있다(Engle and Bollerslev(1986)). *GARCH* t -분포모형의 로그우도함수는 다음과 같이 설정할 수 있다.

$$\begin{aligned} \epsilon_t | \psi_{t-1} \sim f_\nu(\epsilon_t | \psi_{t-1}) &= \Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right) \Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)^{-1} \pi^{-\frac{1}{2}} [(\nu-2)\sigma_t^2]^{-\frac{1}{2}} \\ &\times [1 + \epsilon_t^2 \sigma_t^{-2} (\nu-2)^{-1}]^{-\frac{(\nu+1)}{2}}, \quad \nu > 2 \end{aligned} \quad (7)$$

자유도 ν 가 매우 크면(20 이상) 정규분포에 가깝고 ν 가 작으면 정규분포보다 두꺼운 꼬리를 갖는다.

ARCH LM(Lagrange multiplier) 검정(H_0 : p -개의 래그를 동시에 고려할 때 *ARCH*효과가 없다.) 결과 *ARCH*효과가 있는 것으로 나오면 위 식 (6)과 식 (7)과 같은 대수우도함수를 설정할 수 있다. 이와 같은 대수우도 함수는 BHHH,⁷⁾ BFGS,⁸⁾ Marquart, DFP⁹⁾ 등과 같은 수치최적화(Numerical optimization) 알고리즘을 이용하여 θ 의 최우추정치를 구할 수 있다.

Ⅲ. 데이터의 특성

실증분석에는 2001년 4월 2일부터 2014년 6월 9일까지 4,817개의 일별 *SMP* 단일시리즈가 이용되었다. 이 데이터는 한국전력거래소의 전력통계정보 시스템(EPSIS)¹⁰⁾에서 획득하였다. 한국전력거래소는 시간별 *SMP*를 가중평균 한 일별 데이터를 웹페이지를 통해 공개하고 있다. 이후의 모든 실증분석은 R 통계패키지¹¹⁾를 이용하여 분석하였다.

본 연구는 *SMP*의 안정성을 검정하기 위해 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 단위근(Unit root) 검정을 실시하였으며 결과는 <표 1>에 나타나 있다. *SMP* 원계열은 단위근을 가진 불안정적인 시계열로 나타났다.

7) Berndt, Hall, Hall, and Hausman

8) Broyden, Fletcher, Goldfarb, and Shanno

9) Davidon, Fletcher, and Powell

10) 한국전력거래소(KPX), 전력통계정보시스템(EPSIS), <http://www.kpx.or.kr/epsis/>

11) R 시스템의 라이브러리는 1989년 뉴질랜드의 Auckland 대학교 통계학과 Robert Gentleman 과 Ross Ihaka 교수에 의해 처음 만들어졌으며, 무료 공개 소프트웨어로 등록되어 R재단의 CRAN 홈페이지를 통해 무료로 배포되고 있다.

〈표 1〉 ADF 단위근 검정

(lag order=49)

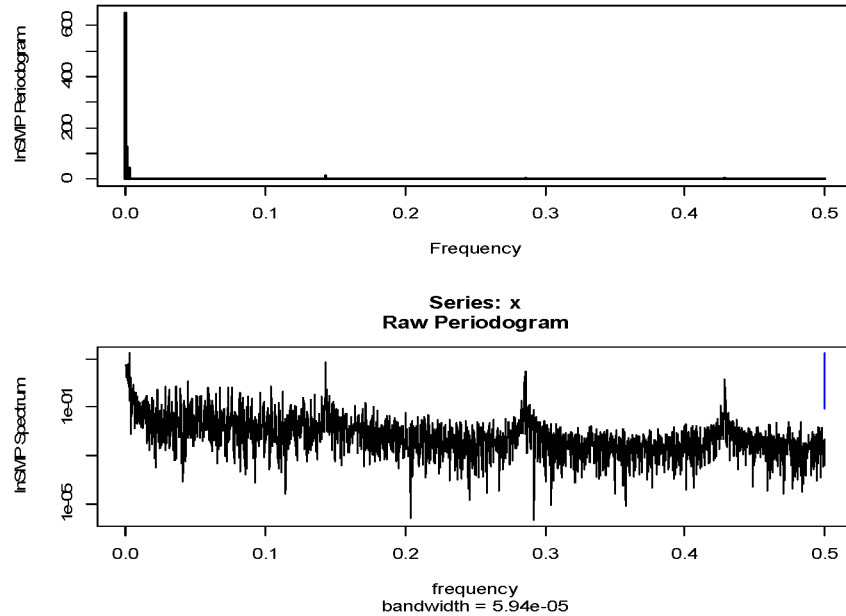
시리즈	ADF 통계량	p-value
SMP	-1.4464	0.5201
$\ln SMP$	-1.4918	0.5032
$fdSMP$	-5.0948	0.01

다음단계로 불안정적인 SMP 를 안정적 시리즈로 전환하기 위해 원계열에 자연로그를 취하여 $\ln SMP$ 시리즈를 구하였다. 그리고 이 $\ln SMP$ 를 <표 2>의 $\hat{d}=0.4341769$ 로 분수 차분한 계열이 $fdSMP$ 이다.

〈표 2〉 분수차분 차수 추정치

Bandwidth	$\hat{d}$	Asymptotic Standard deviation
0.76	0.5170997	0.02629273
0.77	0.4900726	0.02519223
0.78	0.4341769	0.02416087
0.79	0.4387894	0.02316886
0.80	0.4561697	0.02222416

[그림 1]의 첫 번째 패널에서와 같이 $\ln SMP$ 의 표본 스펙트럼은 피크 빈도가 0에 매우 가깝다. 그리고 [그림 3]의 좌측 두 번째 패널 $\ln SMP$ 의 자기상관계수(ACF : Autocorrelation Function)는 상당한 지속성을 나타내고 있다. 따라서 $\ln SMP$ 는 장기기억 효과(Long memory effect)를 가지고 있는 것으로 보인다.

[그림 1] $\ln SMP$ 의 피리오도그램과 스펙트럼

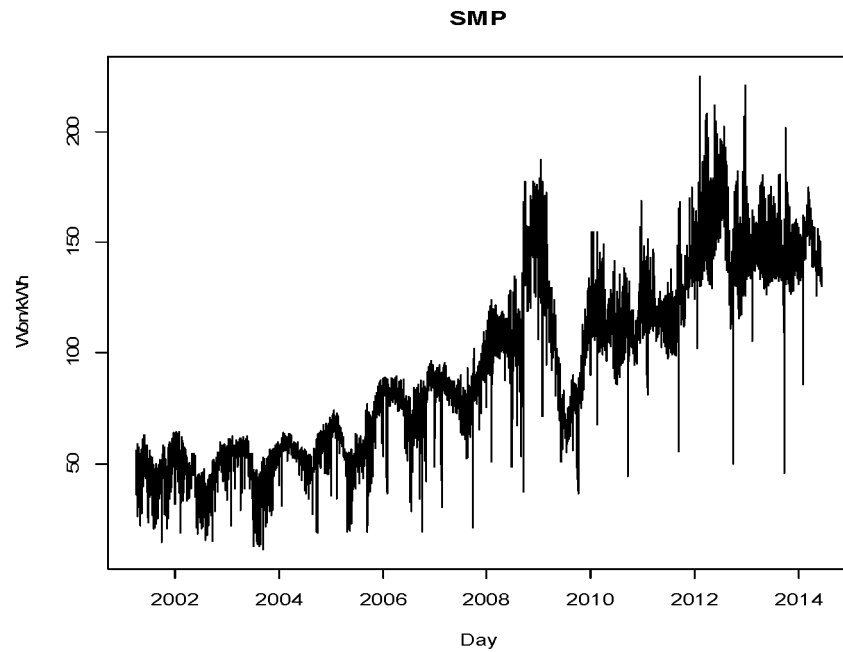
그러므로 본 연구는 R 통계패키지 fracdiff 라이브러리의 fdGPH¹²⁾ 함수를 이용하여 분수차분 모수 d 를 추정하였다. GPH 추정량은 피리오도그램(Periodogram)을 이용하는 회귀식에 기초하고 있다. 장기기억 모수 값은 $0 < d < 0.5$ 의 범위 내에 있으므로 $fdSMP$ 는 자기상관에 장기기억 특성을 가진 시리즈이다.

[그림 2]에 SMP 원계열이 그리고 <표 3>에 각 시리즈의 기초 통계량이 나타나 있다. <표 3>에서 $fdSMP$ 의 왜도(Skewness)는 -2.5925이므로 왼쪽으로 두껍고 긴 분포를 한다. 첨도(Kurtosis)는 13.289로 정규분포(정규분포의 경우 첨도는 3)보다 첨예한(뽕족한) 분포를 한다(Leptokurtic). Jarque-Bera 통계량은 40841.79이며 1% 유의수준에서도 귀무가설(H_0 : 실증분포가 정규분포한다.)을 기각할 수 있다. 따라서 $fdSMP$ 는 정규분포를 하지 않는 것으로 해석된다.

12) fdGPH 함수는 GPH(Geweke and Porter-Hudak)법으로 분수차분모수 d 를 추정한다.

[그림 2] SMP 시리즈

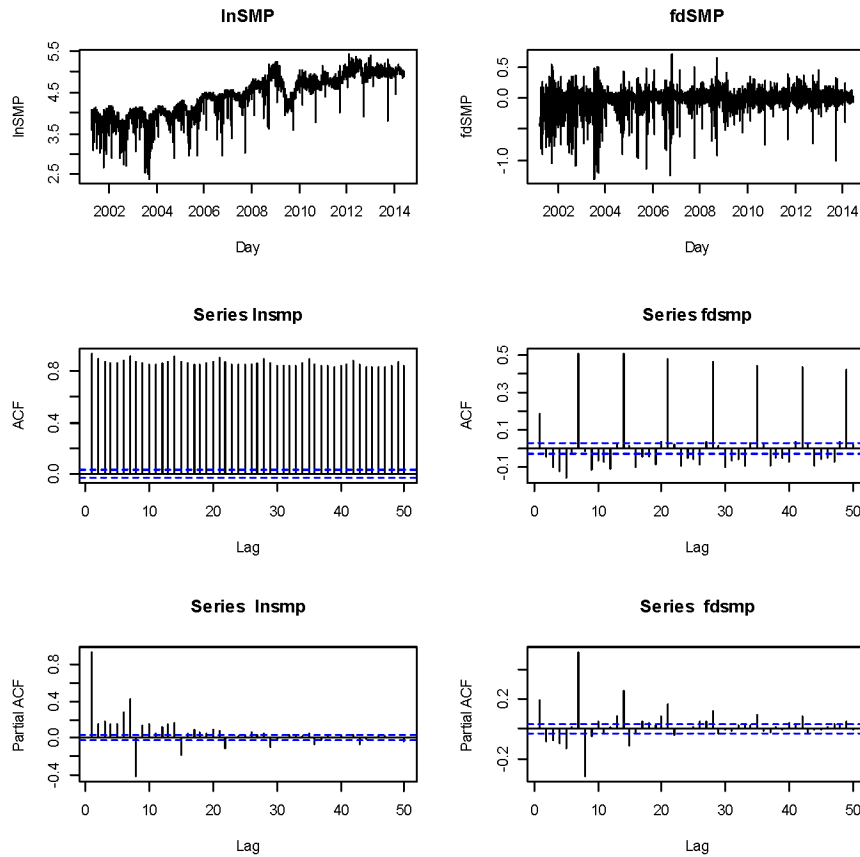
(단위 : 원/kWh)



〈표 3〉 각 시리즈의 기초 통계량

시리즈	최소값	최대값	평균	왜도	첨도	Jarque-bera	p -값
<i>SMP</i>	11.02	225.17	95.02	0.3989	-0.911	294.2981	0.000
$\ln SMP$	2.400	5.417	4.445	-0.4135	-0.179	143.728	0.000
$fdSMP$	-1.301	0.701	0.005	-2.5925	13.289	40841.79	0.000

[그림 3] $\ln SMP$ 와 $fdSMP$ 시리즈의 ACF와 PACF



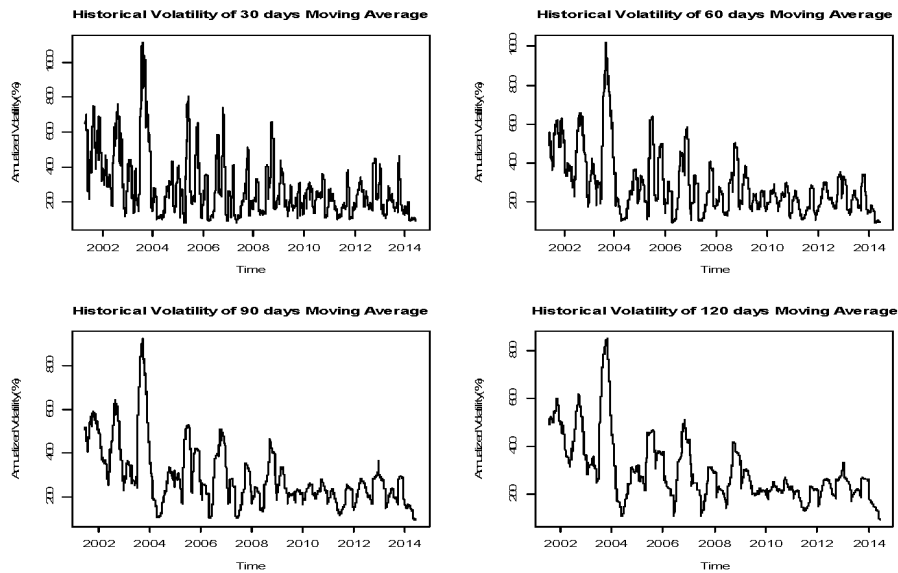
[그림 3]에는 $\ln SMP$ 와 $fdSMP$ 의 시리즈 및 자기상관함수(ACF: Autocorrelation Function)와 편자기상관함수(PACF : Partial Autocorrelation Function)가 각각 그려져 있다. $fdSMP$ 의 ACF는 시차 7마다 유의한 양(+)의 자기상관이 주기적으로 나타나고 느리게 감소한다. 다음 장에서는 이러한 특성을 지닌 $fdSMP$ 를 이용하여 앞에서 제시한 세 가지 $GARCH$ 모형에 대해 각각 정규분포와 t -분포 모형을 설정하여 실증분석한다.

IV. 실증분석 결과

1. 역사적 변동성

본 연구는 실현변동성을 추정하기에 앞서 역사적 변동성(Historical Volatility)을 계산하였다.¹³⁾ [그림 4]에는 30일, 60일, 90일, 120일 이동평균에 대한 연율 표시 역사적 변동성을 보여주고 있다.

[그림 4] SMP의 연율 표시 역사적 변동성(30, 60, 90, 120일 이동평균)
(단위 : %)



13) R 패키지 TTR 라이브러리의 volatility 함수를 이용하여 구하였다. 이 함수는

$$\sigma = \sqrt{\frac{Z}{n-2} \sum_{i=1}^{n-1} (r_i - \bar{r})^2}, \quad r_i = \log\left(\frac{C_i}{C_{i-1}}\right), \quad \text{그리고} \quad \bar{r} = \frac{r_1 + r_2 + \dots + r_{n-1}}{n-1} \text{로 계산한다.}$$

각각의 이동평균에 대한 연율 표시 역사적 변동성 평균은 282.16%(30일), 288.79%(60일), 293.69%(90일), 297.12%(120일)로 나타났으며 이동평균 기간이 길어질수록 부드러워지는 일종의 유령효과¹⁴⁾(Ghost feature)가 나타나고 있다. 그 이유는 역사적변동성의 정의상 시장충격이 t -시점에서 발생했을 때 그 효과가 사라지기까지는 n -기간만큼의 시간이 걸리기 때문이다.

[그림 4]에서 역사적 변동성이 시간가변 하는 것처럼 보이지만 이 자체가 시간가변 변동성으로 볼 수 없다. 왜냐하면 역사적 변동성은 과거 n 기간 동안 자료를 이용하여 계산한 표준편차(또는 분산)의 값을 나타내기 때문이다. 역사적 변동성 값은 전 구간 동안 하나의 모수 즉 비조건부표준편차이기 때문이다.

2. 실현 변동성 적정모형 선택

〈표 4〉 정보기준에 의한 *ARFIMA* 모형 선택

정규분포		t -분포	
모형	<i>AIC</i>	모형	<i>AIC</i>
<i>ARFIMA</i> (2,0,2)	-1.0311409	<i>ARFIMA</i> (2,0,2)	-1.685604
<i>ARFIMA</i> (2,0,1)	-0.9102614	<i>ARFIMA</i> (2,0,1)	-1.535916
<i>ARFIMA</i> (1,0,2)	-0.9047201	<i>ARFIMA</i> (2,0,0)	-1.530962
<i>ARFIMA</i> (2,0,0)	-0.9016392	<i>ARFIMA</i> (0,0,2)	-1.529725
<i>ARFIMA</i> (0,0,1)	-0.8994882	<i>ARFIMA</i> (1,0,1)	-1.529323
<i>ARFIMA</i> (0,0,2)	-0.8993784	<i>ARFIMA</i> (1,0,2)	-1.529296
<i>ARFIMA</i> (1,0,1)	-0.8992482	<i>ARFIMA</i> (0,0,1)	-1.528693
<i>ARFIMA</i> (1,0,0)	-0.8956377	<i>ARFIMA</i> (1,0,0)	-1.519659

본 연구는 모형 선택시 Box and Jenkins(1976)가 권고한 간결성 원칙(Principle of parsimony)을 중요한 기준으로 삼았다. 이 기준은 가능한 가장

14) 유령효과는 인쇄 시 글자가 옆으로 겹쳐 나오는 현상을 말하기도 함(김명직·장국현, 2002)

적은 수의 추정모수를 사용하여 모형화 하는 것이다. 또한 아카이케 정보기준¹⁵⁾(AIC : Akaike Information Criterion) 외에 t -통계량, 조정된 결정계수($\bar{R}^2$) 및 잔차항의 특성을 고려하여 종합적으로 판단하였다.

$ARFIMA(p, d, q)$ 모형의 차수선택을 위해 R 통계패키지의 rugarch 라이브러리의 autoarfima 함수를 이용하여 AIC 를 계산한 결과가 <표 4>에 나타나 있다. 정규분포, t -분포에 대하여 $ARFIMA(2, 0, 2)$ 모형이 가장 낮은 AIC 값이 계산되어 이모형을 조건부 평균방정식모형으로 선택하였다. 이모형은 $ARMA(2, 2)$ 과정을 따른다.

3. 실현 변동성 추정 및 예측

총 6개 모형의 추정결과가 <표 5>에 제시되어 있다. 추정결과 대부분의 모수 추정치는 1% 유의수준에서 유의한 것으로 나타났다. 다만, $ARFIMA(2, 0, 2) - gjrGARCH(1, 1)$ 정규분포 모형의 $\hat{\alpha}_1$ 은 유의하지 않고 t -분포모형에서 $\hat{\alpha}_1$ 은 5% 유의수준에서 유의하였다.

$ARFIMA(2, 0, 2) - sGARCH(1, 1)$ 정규분포모형과 t -분포모형의 지속성 파라미터($\hat{P} = \hat{\alpha}_1 + \hat{\beta}_1$)는 각각 0.99001과 0.999로 나타나 1에 매우 가까워 상당한 지속성이 있는 것으로 분석되었다.

$ARFIMA(2, 0, 2) - csGARCH(1, 1)$ 정규분포모형과 t -분포모형의 $\hat{\alpha}_1$ 값은 각각 0.144852와 0.1765로 나타났다. 이모형에서 $\hat{\alpha}_1$ 은 변동성 충격에 대한 스케일 파라미터의 역할을 한다. 이 값이 작으므로 변동성은 시장의 움직임에 민감하게 반응하지 않는 것으로 해석된다. 이모형에서 q_t 는 항상요소(Permanent component)로 변동성의 수준을 나타내는 지속적인 과정이다(식 (5) 참조).

15) $AIC(p) = T \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2p$

지속성 파라미터가 1에 매우 가깝거나 1인 경우 컴포넌트 모형이 유용하다. <표 5>에서 보는바와 같이 정규분포와 t -분포의 $\hat{\rho}$ 값은 각각 0.999995와 0.9991로 추정되었다. 따라서 변동성은 향후에도 지속될 것이며 매우 느린 속도로 소멸해 갈 것으로 예상된다.

〈표 5〉 단일시계열 변동성 모형 추정 결과

모수	$ARFIMA(2,0,2)-sGARCH(1,1)$		$ARFIMA(2,0,2)-gjrGARCH(1,1)$		$ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$	
	정규분포	t -분포	정규분포	t -분포	정규분포	t -분포
$\hat{\mu}$	0.01303*** (8.2364)	0.01915*** (18.6906)	0.01214*** (7.81382)	0.01907*** (18.5072)	0.014699*** (9.7794)	0.0194*** (19.0682)
$\hat{\phi}_1$	1.24679*** (829.7797)	1.24696*** (39338.5)	1.24565*** (754.7)	1.24697*** (46344.7)	1.245315*** (1251.6)	1.247*** (35991.5)
$\hat{\phi}_2$	-0.9965*** (-646.2186)	-0.99977*** (-37181.8)	-0.9938*** (-596.7)	-0.9998*** (-53925.4)	-0.996874*** (-966.5)	-0.9998*** (-37123.3)
$\hat{\theta}_1$	-1.20419*** (-223.4571)	-1.24667*** (-9555.9)	-1.20225*** (-203.3)	-1.2466*** (-10479.7)	-1.217874*** (-405.27)	-1.2467*** (-8867.3)
$\hat{\theta}_2$	0.94902*** (188.2052)	0.9988*** (24233.2)	0.94703*** (158.7)	0.9988*** (20099.8)	0.96042*** (896.58)	0.9988*** (28924.2)
$\hat{\omega}$	0.00056*** (9.0243)	0.00258*** (4.8641)	0.00088*** (10.94643)	0.0032*** (4.22)	0.000001*** (5.5165)	0.0013*** (9.0735)
$\hat{\alpha}_1$	0.12616*** (13.1682)	0.25926*** (5.5918)	0.00632 (0.68036)	0.1629** (2.3917)	0.144852*** (2852.8)	0.1765*** (1070.3)
$\hat{\beta}_1$	0.86385*** (105.7219)	0.73974*** (30.9591)	0.842*** (88.96539)	0.7263*** (29.2518)	0.833159*** (113921.8)	0.8096*** (144427.9)
$\hat{\gamma}_1$			0.1983*** (9.19793)	0.19257*** (2.6068)		
$\hat{\rho}$					0.999995*** (11154.5)	0.9991*** (199077.5)
$\hat{\eta}$					0.006689*** (6.3019)	0.1118*** (67.8973)
shape		2.40687*** (31.2869)		2.3527*** (28.2852)		2.3833*** (66.6364)
로그 우도	3308.645	4502.646	3385.29	4507.396	3402.05	4513.682
AIC	-1.3704	-1.8657	-1.4018	-1.8673	-1.4084	-1.8695

주) () 내의 수치는 t -value

***1%, ** 5%, * 10% 유의수준에서 유의

<표 6>~<표 8>은 추정된 6개 모형들의 진단(Diagnostic check) 결과를 보여주고 있다. <표 6>에서 래그 19차까지 표준잔차의 가중 융-박스 검정(Weighted Ljung-Box test)결과 모든 모형에서 1% 유의수준에서 유의하였다. 따라서 표준잔차는 백색잡음(White noise) 과정을 따르지 않는 것으로 해석된다.

<표 6> 표준잔차 가중 융-박스 검정

시차	$ARFIMA(2,0,2)-sGARCH(1,1)$		$ARFIMA(2,0,2)-gjrGARCH(1,1)$		$ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$	
	정규분포	t-분포	정규분포	t-분포	정규분포	t-분포
Lag 1	10.94*** (0.0009)	19.09*** (0.000)	7.856*** (0.005)	17.06*** (0.000)	12.42*** (0.000)	14.76*** (0.0001)
Lag 11	620.75*** (0.000)	636.7*** (0.000)	662.643*** (0.000)	642.57*** (0.000)	650.4*** (0.000)	641.43*** (0.000)
Lag 19	1231.79*** (0.000)	1315.16*** (0.000)	1299.25*** (0.000)	1326.09*** (0.000)	1286.07*** (0.000)	1327.98*** (0.000)

주) () 내의 수치는 $p-value$

***1%, ** 5%, * 10% 유의수준에서 유의

<표 7>과 같이 표준잔차 제곱의 가중 융-박스 검정을 실시한 결과 $ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$ t-분포모형은 래그 5에서 유의하지 않았다.

<표 7> 표준잔차 제곱 가중 융-박스 검정

시차	$ARFIMA(2,0,2)-sGARCH(1,1)$		$ARFIMA(2,0,2)-gjrGARCH(1,1)$		$ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$	
	정규분포	t-분포	정규분포	t-분포	정규분포	t-분포
Lag 1	10.51*** (0.0011)	0.8314 (0.3619)	3.272* (0.07)	0.2321 (0.63)	13.45*** (0.000245)	0.4311 (0.5114)
Lag 5	12.84*** (0.0017)	5.8855* (0.0589)	6.063* (0.0869)	5.6129 (0.1108)	16.13*** (0.000221)	5.045 (0.1495)
Lag 9	25.83*** (0.0000)	59.636*** (0.000)	15.397*** (0.0029)	56.4244*** (0.000)	27.63*** (0.000)	59.912*** (0.000)

주) () 내의 수치는 $p-value$

***1%, ** 5%, * 10% 유의수준에서 유의

다음으로 <표 8>과 같이 *ARCH* 효과가 존재하는지 여부를 검정하기 위해 가중 *ARCH LM* 검정을 수행하였다. 검정결과 6개 모형 모두 래그 7차에서 1% 유의수준에서 유의하였다. *ARCH LM* 검정의 귀무가설(H_0)이 “*ARCH* 효과가 없다” 이므로 귀무가설은 기각되고 모든 모형들은 *ARCH* 효과가 있는 것으로 해석된다.

〈표 8〉 가중 *ARCH LM* 검정 결과

시차	<i>ARFIMA</i> (2,0,2) - <i>sGARCH</i> (1,1)		<i>ARFIMA</i> (2,0,2) - <i>gjrGARCH</i> (1,1)		<i>ARFIMA</i> (2,0,2) - <i>csGARCH</i> (1,1)	
	정규분포	<i>t</i> -분포	정규분포	<i>t</i> -분포	정규분포	<i>t</i> -분포
<i>ARCH</i> Lag 3	1.19 (0.275)	3.002 (0.08315)	3.272* (0.07048)	3.054* (0.08053)	1.563 (0.211)	2.605 (0.1065)
<i>ARCH</i> Lag 5	3.431 (0.233)	6.335* (0.05009)	6.063* (0.08691)	6.418** (0.04787)	3.97 (0.177)	5.432* (0.0816)
<i>ARCH</i> Lag 7	17.637*** (0.000)	71.431*** (0.000)	15.397*** (0.00287)	67.68*** (0.000)	15.92*** (0.001)	72.362*** (0.000)

주) () 내의 수치는 *p-value*

***1%, ** 5%, * 10% 유의수준에서 유의

본 연구는 평균제곱오차(MSE : Mean square error), 제곱근평균제곱오차(RMSE : Root mean square error), 평균절대백분율오차(MAPE : Mean absolute percentage error)로 모형 추정치의 정확도를 평가하였다.

〈표 9〉 모형의 추정치 정확도(Accuracy)

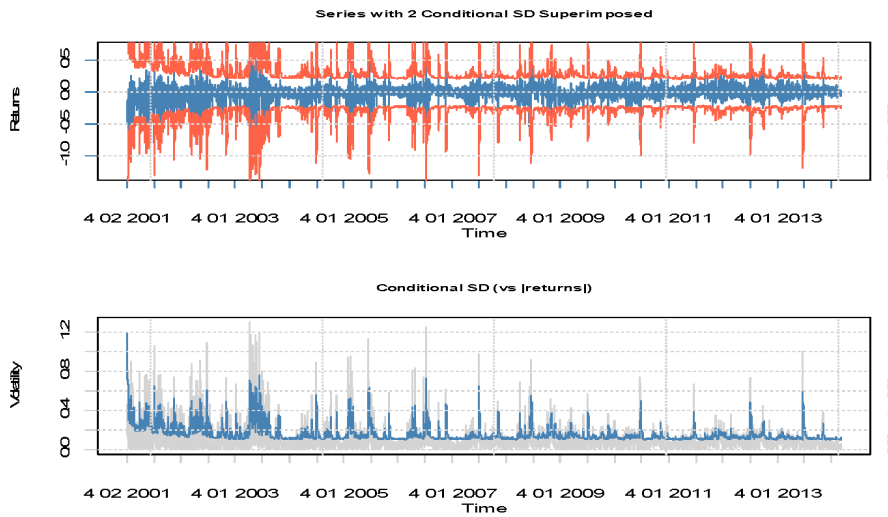
구분	<i>ARFIMA</i> (2,0,2) - <i>sGARCH</i> (1,1)		<i>ARFIMA</i> (2,0,2) - <i>gjrGARCH</i> (1,1)		<i>ARFIMA</i> (2,0,2) - <i>csGARCH</i> (1,1)	
	정규분포	<i>t</i> -분포	정규분포	<i>t</i> -분포	정규분포	<i>t</i> -분포
MSE	0.02085	0.0222	0.02084	0.0222	0.02086	0.02222
RMSE	0.1444	0.14902	0.14436	0.14899	0.14442	0.14905
MAPE	0.01714	0.01633	0.01664	0.01604	0.0181	0.0162

$$\text{주) } MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{4817} \epsilon_t^2, \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{4817} \epsilon_t^2}, \quad MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{4817} \left| \frac{100 \cdot \epsilon_t}{X_t} \right|$$

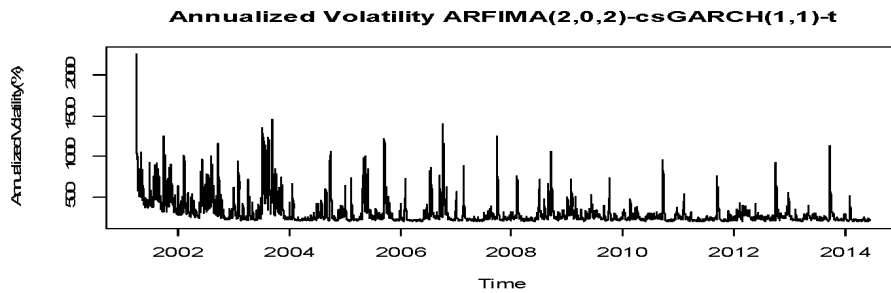
여기서, $\epsilon_t = X_t - X_{t|t-1}$, $t = 1, 2, \dots, 4817$

평가결과 MAPE 측면에서 세 종류의 $GARCH$ 모형 모두 정규분포 보다는 t -분포모형이 낮게 나타났다. <표 5>에 나타나 있는바와 같이 로그우도 또한 정규분포 모형보다는 t -분포모형이 크게 개선하였다(정규분포 모형보다는 t -분포모형이 로그우도가 더 높음). AIC 측면에서도 정규분포 모형보다는 t -분포모형이 개선하였다(정규분포 모형보다는 t -분포모형이 AIC 가 더 작은 수치임).

[그림 5] $ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$ t -분포모형 시리즈와 실현변동성



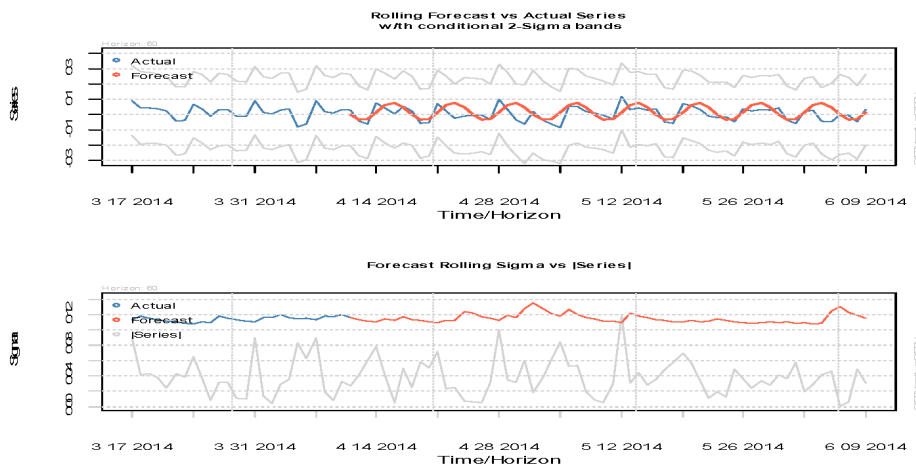
[그림 6] $ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$ t -분포모형의 연을 표시
실현변동성



위에서 살펴 본 바와 같이 추정결과, 진단결과, 그리고 추정치 정확도 결과를 종합한 결과 본 연구는 $ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$ t -분포모형을 선택하여 연율 표시 실현 변동성¹⁶⁾ 계산 및 예측을 수행하였다. [그림 5]는 이모형의 2표준편차 신뢰구간내의 추정치 시리즈와 실현 변동성을 보여준다. [그림 6]은 연율 표시 실현 변동성을 나타낸다.

분석기간(2001.4.2.~2014.6.9.) 동안 $ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$ t -분포모형의 연율 표시 실현 변동성 평균은 약 312% 수준으로 나타났다. [그림 7]은 60일 동안 롤링예측법(Rolling forecast method)으로 1단계 전 실현 변동성을 예측한 그림이다¹⁷⁾. 첫 번째 패널은 2표준편차 신뢰구간내의 시리즈 실적치(Actual) 및 예측치(Forecast)를 보여주고 있다. 두 번째 패널은 조건부 표준편차(변동성)의 실적치(Actual) 및 예측치(Forecast)를 나타낸다. 예측치의 정확도는 <표 10>에 나타나 있다. 1스텝 MAPE는 1.19359%이다.

[그림 7] $ARFIMA(2,0,2)-csGARCH(1,1)$ t -분포모형 시리즈와 조건부표준편차 예측



16) t -시점의 연율 표시 변동성(%) = $100 \cdot \sigma_t \sqrt{\text{연간거래일 수}} = 100 \cdot \sigma_t \sqrt{365}$

17) n.ahed=1, n.roll=60, out.sample=60

〈표 10〉 예측치의 정확도

n.ahead	MSE	RMSE	MAPE
step 1	0.00238	0.04877	1.19359

$$\text{주) } MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{61} \epsilon_t^2, \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{61} \epsilon_t^2}, \quad MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{61} \left| \frac{100 \cdot \epsilon_t}{X_t} \right|$$

여기서, $\epsilon_t = X_t - X_{t|t-1}$, $t = 1, 2, \dots, 61$

V. 요약 및 결론

본 연구는 2001. 4. 2.~2014. 6. 9.일까지 가중평균 일별 SMP 시계열을 이용, 시간가변 단일시계열 변동성모형을 설정하여 변동성을 실증분석하였다. 데이터 특성 분석 결과 SMP는 정규분포보다 두껍고 긴 꼬리를 가지며 첨예한 분포를 하는 것으로 나타났다. 그리고 SMP의 자기상관은 매우 느리게 감소하는 것으로 분석되었다. SMP의 이와 같은 특성을 반영하여 우리는 총 6개의 시간가변 단일시계열 변동성 모형을 추정하였다.

추정 및 진단결과 $ARFIMA(2,0,2) - csGARCH(1,1)$ t -분포모형을 선택하여 연율 표시 실현 변동성을 계산하고 예측을 수행하였다. 선택된 모형 분석 결과 SMP 변동성은 시장의 움직임에 민감하게 반응하지 않았고($\hat{\alpha}_1 = 0.1765$) 변동성 수준은 매우 지속적($\hat{\rho} = 0.9991$)이며 향후에도 매우 느린 속도로 소멸할 것으로 예측하였다. 분석기간 동안 연율 표시 실현 변동성 평균은 약 312% 수준으로 추정되었으며 연율 표시 역사적 변동성 평균 약 297%(120일 이동평균) 보다 약 15% 높게 나타났다.

우리나라의 이러한 SMP 변동성은 Ullrich(2012)의 연구결과인 호주 1,500%, 미국 2,700% 등에 비해 상당히 낮은 수준인 것이 사실이다. 그러나 본 연구의 결과와 해외사례를 직접적으로 비교하는 것은 한계가 있다. 우선 SMP의 변동성은 수요의 변화 시 단기적으로 한계발전기의 평균비용을 반영

하는 것이 바람직하며 장기적으로 신규 발전기의 진입을 반영할 수 있어야 한다. 우리나라의 SMP 변동성이 이에 부합하는지 여부는 본 연구의 분석범위를 벗어나는 것이므로 본 연구의 결과로 변동성의 적절성 여부를 평가하기는 어렵다.

다른 한편으로 SMP의 변동성은 시장에 대하여 올바른 신호를 줄 수 있어야 할 것이다. 예를 들면, 설비능력이 제약을 받을 경우 전력시장 가격은 전력수요의 감소 또는 배분에 기여할 수 있어야 할 것이다. 그런데 우리나라 전력시장의 경우 SMP가 이러한 기능을 수행하고 있다고 보기 어렵다. 이런 관점에서 보면 우리나라의 SMP는 소위 가격충격(Price spike)을 허용하지 않고 있어 그 변동성이 다소 억제되어 있다고 볼 수 있다. 그러나 이러한 문제는 최근 몇 년에 나타난 것으로서 본 연구의 분석대상 기간에 보편적으로 발생한 것은 아니다. 종합적으로 볼 때 SMP 변동성에 대한 적절성 판단은 본 연구의 범위를 벗어나므로 향후 과제로 남겨두고자 한다.

한편 본 연구는 분석 시 정규분포와 t -분포를 사용하였으나 다른 분포 예를 들어 GED(Generalized error distribution) 등을 사용함에 따른 결과의 변화와 계절성 및 연도별 SMP 변동성 변화 분석 등도 향후 과제로 남겨둔다.

접수일(2014년 2월 6일), 수정일(2014년 8월 14일), 게재확정일(2014년 9월 5일)

◎ 참 고 문 헌 ◎

- 김대용·이찬주·박종배·신중린·전영환, 2005, “ARIMA 모형을 이용한 계통한계가격 예측 방법론 개발”, 2005, 대한전기학회.
- 김명직·장국현, 2002, 「금융시계열분석」, 제2판, 경문사.
- 백문영, 2010, “Forecasting Hourly Electricity Loads of South Korea: Innovations State Space Modeling Approach”, 한국경제학보, 제17권 제2호, pp.301-317.
- 전력시장감시위원회·한국전력거래소, 2013, “2012년 전력시장분석보고서(2012 Annual Report Electricity Market Trends & Analysis)”
- Amjad, N., F. Keynia, 2011, A new prediction strategy for price spike forecasting of day-ahead electricity markets, *Applied Soft Computing*, 11 pp.4246-4256.
- Baillie, R. T., T. Bollerslev, H. O. Mikkelsen, 1996, Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 74, 3-30.
- Barnett, A., P. Baker, 2014, Package ‘season’
- Bollerslev, T., 1986, Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Box, G. E. P., G. M. Jenkins, 1976, Time Series Analysis : Forecasting and Control revised ed., Holden-Day, San Francisco.
- Catalão, J. P. S., S.J.P.S. Mariano, 2007, Short-term electricity prices forecasting in a competitive market: A neural network approach, *Electric Power Systems Research*, 77 1297-1304.
- Chan, K. F., P. Gray, B. van Campen, 2008, A new approach to characterizing and forecasting electricity price volatility, *International Journal of Forecasting* 24 pp.728-743.
- Engle, R. F., 1982, Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation, *Econometrica*, 50, No.4, 987-1007.

- Engle, R. F., and T. Bollerslev, 1986, Modelling the persistence of conditional variances, *Econometric Reviews*, 5, pp.1-50.
- Engle, R. F., and G. Lee, 1999, A permanent and transitory component model of stock return volatility, in Robert F. Engle and Halbert L. White, ed.: *Cointegration, Causality and Forecasting: A Festschrift in Honor of Clive W. J. Granger*, Oxford University Press, New York.
- Faria, J. C., P. Grosjean, E. G. Jelihovschi, R. Pietrobon, Tnn-R Editor-GUI for R Language and Environment, User Guide.
- Fraley, C., F. Leisch, M. Maechler, Reisen, V., A. Lemonte, Package ‘fracdiff’
- Geweke, J., and Porter-Hudak, S., 1983, “The estimation and application of long memory time series models”, *Journal of Time Series Analysis*, 4, 221-238.
- Ghalanos. A., 2014, Package ‘rugarch’
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., Runkle, D., 1993, On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks, *Journal of Finance*, 48, 1779-1801.
- Haugom, E., C. J. Ullrich, 2012, Forecasting spot price volatility using the short-term forward curve, *Energy Economics*, 34 pp.1826-1833.
- Higgs, H., 2009, Modelling price and volatility inter-relationships in the Australian wholesale spot electricity markets, *Energy Economics*, 31 pp.748-756.
- Hosking, J. R. M., 1981, “Fractional differencing”, *Biometrika*, 68, pp.165-176.
- Huisman, R., 2008, The influence of temperature on spike probability in day-ahead power prices, *Energy Economics*, 30 pp.2697-2704.
- Hyndman, R., S. Razbash, D. Schmidt, Z. Zhou, Y. Khan, C. Bergmeir, E. Wang, 2014, Package ‘forecast’
- Karakatsani, N. V., D. W. Bunn, 2008, Forecasting electricity prices: The impact of fundamentals and time-varying coefficients, *International Journal of Forecasting*, 24 pp.764-785.
- Knittel, C. R., M. R. Roberts, 2005, An empirical examination of restructured electricity

- prices, *Energy Economics*, 27 pp.791-817.
- Li G., J. Shi, X. Qu, 2011, Modeling methods for GenCo bidding strategy optimization in the liberalized electricity spot market-A state-of-the-art review, *Energy*, 36 pp.4686-4700.
- Nelson, D. B., 1991, Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach, *Econometrica*, 59, pp.347-370.
- Pirrong, C., M. Jermakyan, 2008, The price power: The valuation of power and weather derivatives, *Journal of Banking & Finance*, 32 pp.2520-2529.
- Reisen, V. A, 1994, Estimation of the fractional difference parameter in the ARIMA(p, d, q) model using the smoothed periodogram, *Journal of Time Series Analysis*, 15, 335-350.
- Reisen, V. A., Alessandro, J. Q. S., Neyval, C. R. Jr., Céline, L., Jane, M. S., 2014, Modeling and forecasting daily average PM10 concentrations by a seasonal long-memory model with volatility, *Environmental Modelling & Software*, 51 pp.286-295.
- Shafie-khah, M., M. P. Moghaddam, M. K. Sheikh-El-Eslami, 2011, Price forecasting of day-ahead electricity markets using a hybrid forecast method, *Energy Conversion and Management*, 52 pp.2165-2169.
- Theodorou, P., D. Karyampas, 2008, Modeling the return and volatility of the Greek electricity marginal system price, *Energy Policy*, 36 pp.2601-2609.
- Tishler, A., I. Milstein, C. K. Woo, 2008, Capacity commitment and price volatility in a competitive electricity market, *Energy Economics*, 30 pp.1625-1647.
- Ullrich, C. J., 2012, Realized volatility and price spikes in electricity markets: The importance of observation frequency, *Energy Economics*, 34 pp.1809-1818.
- Veenstra, J. Q., A. I. McLeod, 2014, Package ‘arfima’
- Weron, R., A. Misiorek, 2008, Forecasting spot electricity prices: A comparison of parametric and semiparametric time series models, *International Journal of Forecasting*, 24 pp.744-763.

- Zachmann, G., 2013, A stochastic fuel switching model for electricity prices, *Energy Economics*, 35 pp.5-13.
- Zareipour, H., K. Bhattacharya, C. A. Cañizares, 2007, Electricity market price volatility: The case of Ontario, *Energy Policy*, 35 pp.4739 - 4748.
- Zeile, A., G. Grothendieck, J. A. Ryan, F. Andrews, 2014, Package ‘zoo’
- Zhang, G. P., 2003, Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model, *Neurocomputing*, 50 pp.159-175.
- <http://www.r-project.org/>

ABSTRACT

An Empirical Analysis of the System Marginal
Price Volatility in the Korean Electricity
Wholesale Market

Ilhwan Ahn* and Seungjin Kang**

In this paper, we were introduced to Mark-to-market valuation model and that evaluated level of volatility for system marginal price in the Korean Electricity wholesale market. The SMP time series has a volatility clustering and a fat tail of its distribution. The estimates of fractional difference ($\hat{d}=0.4341769$) confirmed that it is stationary in the mean level and has long-memory in the long-run. Therefore, the *ARFIMA*(2,0,2)–*csGARCH*(1,1) student t-distribution model was specified for SMP volatility. We found out that the SMP volatility was not sensitive ($\hat{\alpha}_1=0.1765$) to the market variation but it was very persistence ($\hat{\rho}=0.9991$). As a result, the annualized average volatility (Realized volatility) estimate was about 312%. And the annualized average historical volatility estimate was about 297%. We propose a time-varying volatility models as an alternative to analyze the volatility of electricity spot prices.

Key Words : ARFIMA-GARCH, SMP(System Marginal Price), Volatility,
Wholesales Electricity Market

JEL Codes : C22, C53

* PhD candidate, Graduate school of Knowledge-Based Technology & Energy, Korea Polytechnic University(main author). ahnih4336@empal.com

** Dean, Graduate school of Knowledge-Based Technology & Energy, Korea Polytechnic University(corresponding author). sjkang@kpu.ac.kr