

# 전력계통한계가격 변동성 결정요인 분석: 베이지안 변수선택 방법

이서진\* · 김영민\*\*

**요약** : 전력시장 도매가격인 전력계통한계가격(System Marginal Price, SMP)의 급등락은 발전 사업자들의 재생에너지 및 기존 신규 발전설비에 대한 투자 결정을 변경하거나 지연시켜 에너지 정책 실현에 부정적인 영향을 미칠 수 있다. 이 연구는 2016~2020년 시간별 데이터를 활용하여 우리나라 SMP 주간 실현 변동성을 측정하고 결정요인을 파악함으로써 SMP 급등락 현상에 대한 정보 제공을 목적으로 한다. 국면전환(regime-switching)을 베이지안 변수선택(Bayesian stochastic selection) 모형에 적용하여 추정한 결과, SMP 고변동·저변동 국면 모두에서 기저 발전인 석탄 및 원자력 발전과 재생에너지인 태양광 발전의 증가는 SMP 변동성을 심화시키고, 가스발전량과 LNG 가격 변화는 고변동 국면에서만 SMP 변동성을 감소시키는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 탄소 중립이나 에너지 전환 정책에 따른 재생에너지의 점진적인 확대가 SMP 변동성을 확대할 수 있지만, 재생에너지의 간헐성을 보완하기 위한 가스발전의 증가나 탄소 중립을 위한 석탄발전 감축은 SMP 변동성 증가를 상쇄시키는 역할을 할 수 있음을 시사한다.

**주제어** : 전력계통한계가격, 실현 변동성, 베이지안 변수선택, 국면전환, 재생에너지

**JEL 분류** : Q21, Q42

접수일(2022년 5월 5일), 수정일(2022년 6월 26일), 게재확정일(2022년 6월 27일)

\* 홍익대학교 경제학부 조교수, 제1저자(e-mail: [sjlee@hongik.ac.kr](mailto:sjlee@hongik.ac.kr))

\*\* 전북대학교 무역학과 조교수, 교신저자(e-mail: [kimym@jbnu.ac.kr](mailto:kimym@jbnu.ac.kr))

# What determines the Electricity Price Volatility in Korea?

Seojin Lee\* and Young Min Kim\*\*

**ABSTRACT :** Using hourly SMP data from 2016 to 2020, this paper measures the weekly realized volatility and investigates the main force of its determinants. To this end, we extend the Bayesian variable selection by incorporating the regime-switching model which identifies important variables among a large number of predictors by regimes. We find that the increase in coal and nuclear generation, as well as solar power, reinforce the SMP volatility in both high volatility and low volatility regime. In contrast the increase in gas generation and gas price decrease SMP volatility when SMP volatility is high. These results suggest that the expansion of renewable energy according to 2050 Carbon Neutrality or energy transition policies increases SMP volatility but the increase in the gas generation or reduction of coal generation might offset its impact.

**Keywords :** Electricity price volatility, Realized volatility, Bayesian variable selection, Regime-switching, Solar power

---

Received: May 5, 2022. Revised: June 26, 2022. Accepted: June 27, 2022.

\* Assistant Professor, School of Economics, Hongik University, First author(e-mail: sjlee@hongik.ac.kr)

\*\* Assistant Professor, Department of International Trade, JeonBuk National University Corresponding author(e-mail: kimym@jbnu.ac.kr)

## 1. 서론

우리나라의 전력 도매시장 구조는 다수 발전 사업자들의 경쟁에 입각한 자원 배분보다는 비용과 수익률에 따라 보상을 해주는 시장규제제도이다. 전력 도매시장의 가격인 전력계통한계가격(SMP)은 발전 사업자가 제출한 원가자료를 토대로 정부의 규제에 의해 결정되지만 저장할 수 없다는 전기의 특성으로 인해 SMP의 급등락 현상이 종종 관찰된다. 전력가격 급등락으로 인한 변동성의 확대는 발전사업자들에게 불확실성의 확대를 의미하며, 이는 재생에너지 및 기존 신규 발전설비에 대한 사업자들의 투자를 저해하거나 지연시켜 재생에너지 확대를 목표로 하는 에너지 및 환경 정책의 실현에 부정적인 영향을 미칠 수 있다. 또한, SMP 불확실성에 따른 헤징 비용의 일부가 궁극적으로 최종 소비자의 전기요금에 전가될 가능성도 있다. 2050 탄소 중립을 위한 에너지 정책은 장기적으로 발전부문에 대한 많은 변화를 초래할 것으로 예상된다. 특히, 전원믹스의 변화와 신재생에너지 발전량증가가 SMP에 미치는 영향에 대한 관심은 높아지고 있다. 그동안 우리나라의 선행연구에서는 SMP 결정요인에 관한 연구는 진행되었지만, SMP의 급등락에 대한 원인과 정보를 제공할 수 있는 SMP 변동성에 관한 연구는 많은 주목을 받지 못하였다.

전력 도매가격의 변동성을 측정하거나 예측한 연구는 미국이나 유럽 국가를 대상으로 활발히 이루어져 왔다. 이들 연구는 변동성 측정을 위해 ARCH/GARCH 등의 전통적인 시계열 모형을 사용하거나(Bowden and Payne, 2008; Hickey et al., 2012; Liu and Shi, 2013), 고빈도 전력가격 데이터의 출현과 함께 실현 변동성과 같은 비모수적인 방법을 적용한다(Knittel et al., 2005; Ullrich, 2012).<sup>1)</sup> 최근의 연구에서는 기후 변화와 탄소배출저감 정책 등에 의한 재생에너지의 발전 비중 증가가 전력가격 변동성에 미치는 영향(Rintamaki et al., 2017; Mauritzen, 2013; Ketterer, 2014), 석탄에서 천연가스로 전력생산을 전환하여 배출량을 줄이는 환경규제의 영향력(Saretto et al., 2019), 탈탄소화로 인해 석탄에서 가스발전으로의 전환이 전력가격변동에 미치는 영향(Brown and Kodaka, 2014) 등과 같이 전력 도매가격 변동성에 관한 연구의 범위가 확대되고 있다.

1) 고빈도 자료를 기반으로 한 실현 변동성은 latent volatility를 더 정확하게 추정할 수 있는 것으로 알려져 있다.

이 논문은 2016년 1월1일부터 2020년 12월 31일 기간의 한국의 시간별 데이터를 활용하여 주간 SMP 실현 변동성을 측정하고 이에 대한 결정요인을 파악함으로써 SMP 급등락 현상에 대한 정보를 제공하는 것을 목적으로 한다. SMP는 발전기별로 제출된 시간별 변동비가 가장 낮은 발전기부터 전력공급을 시작하여 수요와 만나는 지점의 발전기 변동비로 결정되기 때문에, 잠재적인 결정요인으로는 충분하뿐만 아니라 한계 발전기 결정에 영향을 미치는 연료별 발전량, 발전비용(연료 가격), 환율 등을 고려할 수 있다. 하지만 국내외 실증연구에서 전력가격 변동성에 대한 모형이나 관련 변수는 아직 정립되지 않아 분석마다 각기 다른 설명변수를 사용하고 있다. 우리는 한국의 SMP 변동성을 결정할만한 많은 변수 가운데 중요한 변수를 선택하고 각 변수의 중요도까지 측정할 수 있는 베이지안 변수선택(Bayesian stochastic selection) 방법을 사용한다. 베이지안 변수선택은 모형 불확실성을 해결하기 위한 pooled regression 유형으로, 변수 누락문제(omitted variable problem)나 불필요한 변수를 회귀식에 추가함으로써 생기는 통계적 유의성 문제를 해결하는 이점을 가진다.

이 논문은 방법론적으로 베이지안 변수선택 방법에 Markov-switching 모형을 도입하여 SMP 변동성 상태에 따른 비대칭성을 고려하였다는 점에 특징이 있다. 해외에서는 전력가격의 비대칭적 특징을 분석한 선행연구가 많이 이루어졌지만, 한국의 SMP 변동성의 경우 평균적으로 높은 기간과 낮은 기간이 뚜렷하게 관찰됨에도 국내 연구는 매우 드물다. 우리는 SMP 변동성 정도에 따라 달라지는 결정요인이나 행태를 반영하여 재생에너지나 가스발전량 등이 SMP 변동성에 미치는 영향력을 보다 정확하게 추정하였다.

추정결과 SMP 변동성이 높거나 낮은 국면 모두에서 태양광 발전과 기저부하(석탄과 원자력) 발전량은 한국의 SMP 변동성을 결정하는 주요 변수로 나타났다. 이러한 결과는 탄소 중립이나 에너지 전환 정책에 따른 재생에너지의 확대가 급전순위효과(merit order effect)로 SMP 수준을 낮출 수 있지만, 주간 단위의 SMP 변동성은 확대시킨다는 것을 의미한다. 반면, 발전 부분의 탈석탄은 재생에너지 증가로 인한 SMP 변동성 확대를 억제한다는 것을 시사한다. 한편, 가스 발전량과 LNG 가격 변화는 SMP 변동성이 높은 국면에서만 SMP 변동성을 감소시키는 역할을 하는 것으로 추정되었다. 천연가스는 가격 변동성이 크고 향후 가스발전 비중 증가로 SMP가 천연가스 가격의 변화에 더 민감해질 것이라는 우려가 존재하지만 우리의 추정결과는 재생에너지의 간헐성을 보완하기

위해 사용되는 가스 발전량의 증가가 재생에너지가 유발하는 SMP 변동성 증가를 상쇄시키는 역할을 할 수 있는 것을 보여 준다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 시간별 SMP 데이터를 가지고 측정한 주간 변동성의 특징과 관련된 변수들을 소개한다. III장에서는 베이지안 변수선택 모형과 추정방법을 설명한다. IV장에서는 추정결과에 대한 분석과 시사점을 제공하고, 마지막으로 V장 결론에서는 향후 필요한 연구에 대해 논한다.

## II. SMP 변동성 측정 및 관련 변수

### 1. SMP 실현 변동성

이 논문에서는 시간별 SMP 데이터를 토대로 실현 변동성(realized volatility)을 계산한다.<sup>2)</sup> 우선 t일에 대한 realized variance는 다음 식 (1)과 같이 계산된다.

$$RV_t = \sum_{j=1}^m r_{t-1+j\Delta}^2, \quad t = 1, \dots, T \quad (1)$$

$$r_{t-1+j\Delta} = \ln SMP_{t-1+j\Delta} - \ln SMP_{t-1+(j-1)\Delta}, \quad j = 1, \dots, 24,$$

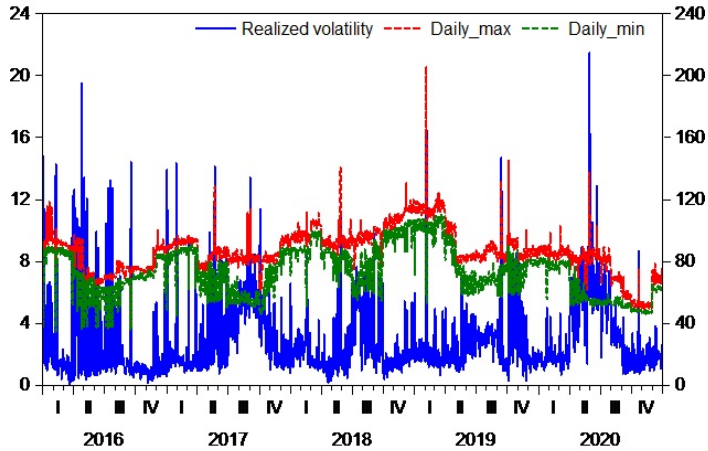
여기서,  $\Delta = 1/24$ 이다. h 기간 동안의 연율화한 실현 변동성은

$$rvol_t(h) = \sqrt{\frac{365}{h} \sum_{j=1}^h RV_{t+j}^{(h)}} \text{로 나타낼 수 있다.}$$

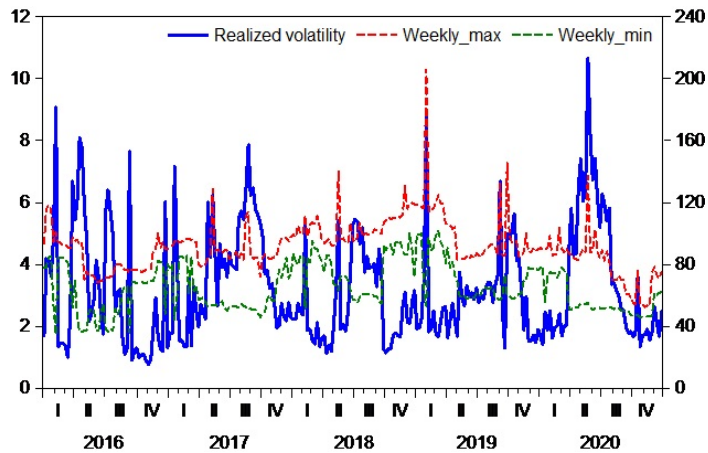
<그림 1>과 <그림 2>는 시간별 데이터를 활용하여 구한 SMP의 일간 및 주간 실현 변동성(파란 실선)과 기간별 최대·최솟값(빨강, 초록 점선)이다. <그림 1>에서 보면, 2019년 2월 4일, 2019년 10월 4일, 2020년 6월 20일 등과 같이 우리가 측정한 실현 변동성은

2) Plíhal and Lyócsa(2021)은 실현 변동성 측정을 위한 데이터 빈도(frequency)는 표본 변동에 따라서 변동성이 변화하지 않을 정도로 충분해야 하지만 micro structure noise를 완화할 정도로 낮아야 함을 지적하였다. 주로 5분 간격의 sampling frequency가 환율이나 주가 등의 분석에 권장되고 Liu et al.(2015)은 다양한 자산 가격에 대해 400가지 이상의 추정치를 고려하여 분석한 결과 5분보다 더 짧은 주기의 데이터는 추정 정확도 측면에서 어렵다고 결론을 내렸다.

〈그림 1〉 일간 SMP 실현 변동성



〈그림 2〉 주간 SMP 실현 변동성



SMP가 급등한 경우를 잘 반영하고 있는 것을 관찰할 수 있다. Ullrich(2012) 등의 선행 연구에서도 실현 변동성이 전력 도매가격의 급등 현상(jump)을 나타내는 데 적합하다고 밝힌 바 있다. 한편, <그림 2>에서는 SMP 최댓값과 최솟값 간 차이가 커질수록 실현 변동성이 확대됨을 보다 명확하게 볼 수 있다. 실제 SMP의 주간 평균과 실현 변동성 간의 상관관계는 -0.26으로 낮은 데 반해, 주간 최대치와 최소치의 차이와 실현 변동성 간

의 상관관계는 0.79로 매우 높게 추정된다. 최대·최솟값의 차이가 전력가격 변동성을 나타내는 또 하나의 지표로 사용된다는 점(Frömmel et al., 2014)을 고려할 때, 실현 변동성이 SMP 수준 자체보다는 일정 기간의 갑작스러운 증감과 같은 변동과 관련한 정보를 제공한다고 이해할 수 있다.

두 그래프에서 주목할 특징은 우리나라 SMP 변동성이 높은 기간과 낮은 기간이 분명히 구분된다는 점이다. 이와 같은 전력 변동성 상태(state)변화는 다른 나라의 경우에서도 관찰되어 이들의 비대칭적 특징을 반영한 선행연구가 활발히 진행되었다. Cifter(2013)는 북유럽의 전력가격 변동성 정도에 따라 두 개의 국면으로 나누어 Markov-switching GARCH 모형을 적용하였고, 그 결과 전력가격 변동성 예측력이 향상됨을 보인 바 있다. Huisman and Mahieu(2003)와 Bierbrauer et al.(2007)은 전력가격의 급등락(spike) 상태와 정상 상태로 나누어 분석하였고, Haldrup and Nielsen(2006)은 전력가격 수준을 예측하는 데 있어 Markov-switching 모형에 long-memory를 도입하였다. SMP 변동성의 고저에 따라 다른 행태를 보일 수 있으므로, 우리는 2016년 1월 1일부터 2020년 12월 31일 기간 동안 SMP 변동성 크기로 구분한 국면에 따라 전력가격 변동성의 결정요인이 달라지는지, 특히 재생에너지 발전의 역할이 바뀌는지 분석하고자 한다. 이를 위해 일간 변동성의 추세를 잘 반영하면서도 노이즈가 적어 변동성의 고저에 따른 상태를 더 명확하게 구분 가능한 주간 변동성을 사용한다. 단, 일일 변동성은 하루 중 전력 소비가 가장 낮은 새벽 시간대와 가장 높은 시간대의 SMP 차이나 하루 중 한계 발전기가 얼마나 자주 바뀌는지 등에 의해 결정이 되는 데 반해, 주간 변동성은 시간대별 한계 발전기의 변화뿐만 아니라 요일별 전력 소비의 차이에 의해서도 결정된다는 점에서 차이점이 있다.

<표 1>은 일간 및 주간 실현 변동성의 기초통계량을 보여준다. 주간 실현 변동성은 일간 실현 변동성보다는 표본 기간 평균적으로 더 높게 측정되지만, 최대·최솟값의 범위는 작아지고 표준편차도 더 작아져서 극단 값이 줄어들고 노이즈가 완화되었음을 알 수 있다. 또한, 일간 및 주간 변동성 모두 단위근을 갖는다는 귀무가설을 1% 유의수준에서 기각하여 안정성을 확보하였고, 자기상관계수가 0.522, 0.623으로 추정되어 지속성이 크지 않음을 확인하였다.

〈표 1〉 일간 실현 변동성과 주간 실현 변동성의 기초통계량

	일간 실현 변동성	주간 실현 변동성
Mean	2.878	3.252
Max	21.452	10.665
Min	0.127	0.773
Std. Dev	2.446	1.854
Unit root test	-3.882***	-4.739***
AR(1)	0.522***	0.623***

주: 단위근 검정은 Augmented Dickey Fuller test를 사용하였고, \*\*\*는 1% 유의수준에서 귀무가설을 기각함을 의미한다.

## 2. 전력가격 변동성 관련 변수

최근 전력가격 변동성에 관한 연구는 탄소 중립 실현을 위한 에너지 전환의 영향으로 인하여 재생에너지 발전량 증가가 전력가격 변동성에 미치는 영향에 관심이 집중되고 있다. 대부분의 해외연구에서는 풍력발전의 증가가 더 높은 가격 변동성을 초래하는 것으로 보고되고(Jónsson et al., 2010; Ketterer, 2014; Martinez-Anido et al., 2016; Kyritsis et al., 2017; Rintamaki et al., 2017), 태양광 발전은 독일의 일일 가격 변동성을 감소시키는 데 반해, 덴마크와 독일의 주간 가격 변동성은 증가시킨다는 연구도 있다(Rintamaki et al., 2017). 일련의 논문들은 재생에너지 발전이 전력 도매가격 변동의 중요 요인으로 파악하고 있지만, 국가별로 전력시장 구조나 재생에너지 보급 정도에 차이가 있어서 추정결과들이 일관성을 갖지는 않는다. 특히, 아직 전력가격 변동성에 대한 표준 모형이 마련되지 않아 태양광과 풍력 발전량(비중) 이외에 실증분석마다 각기 다른 외생변수를 사용하고 있다. 재생에너지나 가스발전 등이 SMP 변동성에 미치는 영향을 보다 정확하게 추정하기 위해서는 우리나라의 상황에 맞는 관련 변수들을 선별하고 적절한 모형을 이용하여 추정하는 것이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 선행연구에서 제안하는 다수의 후보 변수들을 모형에 모두 포함하되, 중요 변수를 확률적으로 선택하는 추정방법을 사용한다. George and McCulloch(1993)와 George et al.(2008)이 제안한 확률적 탐색 변수선택(stochastic search variable selection)은 중요한 변수가 모형에서 누락되어 추정치에 편의가 생기는 문제를 완화하고, 연구자가 선형적으로 함수형태나 결정변수를 선택



함으로써 생길 수 있는 모형 불확실성을 해결하는 장점이 있다.

전력 도매가격 수준이나 변동성은 국가별 전력시장의 제도나 특징에 따라 차이가 있지만, 근본적으로는 수요 동인이나 전력공급과 관련한 불확실성에 기인한다. 우리나라의 CBP(cost based pool) 제도하에서는 발전기별로 제출된 시간별 변동비에 따라서 변동비가 가장 낮은 발전기부터 전력공급을 시작하여 수요와 만나는 지점까지 전력공급 지시를 내리게 되는데, 수요와 만나는 지점에 있는 발전기의 변동비가 그 시간의 SMP가 된다(전력거래소, 2005). 따라서 SMP 변동성은 크게 (1) 한계발전기의 전환<sup>3)</sup>과 (2) 연료 가격의 변화를 주요 원인으로 파악할 수 있고, 한계발전기 전환은 총수요와 연료별 발전량에 직접적인 영향을 받는다. <표 2>는 2016~2020년 기간 동안 연료원별 SMP 결정 시간수를 보여준다. 연료 가격이 높은 LNG는 전력공급 곡선에서 재생에너지, 원자력, 석탄발전보다 오른쪽에 위치하여 가장 높은 빈도로 SMP를 결정하고 있지만, 전력수요의 증감이나 재생에너지 발전량 등 연료별 발전량의 변화가 한계발전기를 변화시켜 LNG 이외의 연료원도 SMP를 결정하고 있음을 확인할 수 있다. 일례로, 코로나 19로 전력 소비가 큰 폭으로 감소한 2020년에 유연탄 발전기의 SMP 결정 시수가 급격히 증가했는데, 이는 총부하와 연료별 발전량, 연료 가격 등이 SMP에 직접적인 영향을 미친 것으로 해석할 수 있다.

SMP 결정요인으로 연료원별 발전량을 고려한 국내 연구는 박민혁 외(2014), 신동현·김재혁(2015) 등이 있다. 이들 연구에서는 연료별 발전량 대신 기저발전 비중이나 첨두

<표 2> 연료원별 SMP 결정 시간 수

	LNG	유류	유연탄	무연탄	원자력
2016	618.67	95.33	10.08	7.92	0.00
2017	596.67	39.92	61.67	31.75	0.00
2018	677.75	23.83	23.58	4.83	0.00
2019	651.50	1.75	70.33	6.42	0.00
2020	552.83	0.00	170.50	8.17	0.00

출처: 전력거래소.

3) 우리나라 전력시장은 발전믹스, 계약, 예방정비계획 등 다양한 요인에 의해 SMP가 결정된다. 이들 변수는 총수요(총부하)나 연료별 발전량과 밀접한 연관 관계가 있어 본 연구에서는 따로 고려하지 않았다.

발전 비중을 사용한 바 있다. 하지만 <표 3>에서 볼 수 있듯이 기저발전 비중과 침두발전 비중은 가스 발전량과 -0.90과 0.93의 높은 상관관계를 가질 뿐만 아니라 기저발전 비중과 침두발전 비중 간 상관관계도 -0.88로 나타나 이들 변수보다는 연료별 발전량과 총발전량을 설명변수로 사용하는 것이 적절해 보인다. 또한, 연료별 발전량을 사용함으로써 천연가스 발전 용량(Brown and Kodaka, 2014), 수력 발전량(Benini et al., 2002), 기후 및 탈탄소화 정책으로 관심도가 높아지는 석탄발전량이 전력 도매가격 변동성에 미치는 영향을 세부적으로 분석할 수 있다.

<표 3> 주간 연료별 발전량 기초통계량과 상관관계 비교

발전량	Coal	Nuclear	LNG	Oil	Hydro	PV	Wind	Total
Mean	3986.7	2733.5	1938.3	114.4	59.1	62.4	46.2	10011.0
Max	5112.4	3465.8	3013.6	410.9	208.7	146.8	117.0	11969.0
Min	2721.8	1905.5	602.8	0.0	18.0	16.4	3.3	7635.5
Std. Dev	557.2	364.6	421.6	101.4	31.2	27.2	22.7	787.5
비중	Correlation							
Base	0.03	0.42	-0.90	0.01	0.04	-0.18	-0.52	-0.50
Peak	0.08	-0.37	0.93	0.31	-0.07	-0.10	0.29	0.55
Renewable	-0.51	0.12	0.02	-0.51	0.03	0.84	0.60	-0.20

발전비용(연료 가격)이 전력가격에 미치는 장·단기적 영향은 다수의 해외연구에서 이루어질 정도로 전력도매가격 변화의 주요요인으로 인식된다(Serletis and Herbert, 1999; Asche et al., 2006; Emery and Liu, 2002; Mjelde and Bessler, 2009; Furió and Chuliá, 2012; Muñoz and Dickey, 2009). Chae et al.(2012), 박민혁 외(2014) 등의 국내 연구에서는 LNG 가격에 초점을 맞춰 SMP를 분석하거나, 윤원철(2017)은 천연가스 가격과 함께 석탄 가격과 환율을 추가적으로 고려하여 SMP 변동을 분석한 바 있다. 우리는 발전비용과 관련하여 LNG, WTI, 국제 석탄 가격 등 달러로 표시되는 발전 연료 가격과 함께 이들의 국내 가격에 영향을 미치는 환율도 잠재적인 설명변수로 고려하였다.

마지막으로 전력거래소의 시간대별 예측 수요와 실제 수요 간의 차이인 예측 오차를 SMP 변동성에 잠재적인 설명 변수로 포함시켰다.<sup>4)</sup> 우리나라의 전력시장은 전력수요에

측시스템을 통해 하루 전 시간대별 발전량 및 사용될 발전기가 정해지고 이러한 과정에서 SMP가 결정되는 구조로, 예측 오차는 날씨 등 예상하지 못한 전력수요의 등락에 의해 결정되기 때문에 수요충격으로 생각할 수 있다. 또한, 전력수요에 대한 예측력을 높이는 것이 전력가격 변동성을 낮추는지 여부는 정책적으로 중요한 시사점을 제공할 수 있다.

이 외에도 선행연구에서는 선물시장(future market)의 도입(Kalantzis and Milonas, 2013)이나 송전 시스템 운영자가 재생에너지 발전에 대한 하루 전 예측치를 발표하도록 한 규제(Ketterer, 2014) 등 전력 시장 규제나 시스템의 변화가 가격 변동성에 중요한 영향을 미친다는 연구결과들이 존재한다. 하지만 우리가 이 논문에서 다루는 표본 기간은 2016년 1월부터 2022년 12월까지로 이 기간의 한국전력 시장 체계에는 큰 변화가 이루어지지 않아 규제 관련 변수는 제외하였다.

### III. 베이지안 변수선택 모형 및 추정 방법

#### 1. 모형

이 장에서는 국면전환을 고려한 베이지안 변수선택에 대하여 설명한다. 표준적인 마코프-스위칭 선형회귀모형에서는 외생적인 변동성 국면  $S = (s_1, s_2, \dots, s_T)$ 이 주어져 있을 때, SMP 변동성  $Y$ 는 다음 식 (2)와 같이 결정된다.

$$Y = X\beta_{s_t} + e_t \quad (2)$$

여기서,  $X = (X_1, X_2, \dots, X_k)$ 는 SMP 변동성을 결정짓는 요인이고, 국면에 따라 변하는 회귀계수  $\beta_{s_t} = (\beta_{1, s_t}, \beta_{2, s_t}, \dots, \beta_{k, s_t})'$ 는  $k \times 1$  벡터이고, 오차항  $e_t$ 는 정규분포를 따르며 평균은 0이고 분산은  $\sigma_{s_t}^2$ 이다. 변동성 국면은 아래와 같은 전환확률에 의해 지난 시점의 변동성 국면이 주어져 있을 때 현재 시점의 변동성 국면이 결정된다.

4) 각 발전소가 입찰한 용량과 비용평가위원회에서 산출한 변동비 특성 데이터 및 전력수요예측시스템을 이용하여 만들어진 수요 예측 데이터가 일간발전계획 프로그램에 입력되고, 일간발전계획은 주어진 기간 내에서 예측된 시간대별 수요를 바탕으로 총운전비용을 최소화하는 발전기의 발전 계획을 수립하고 배분한다(전력거래소, 2005).

$$p_{ij} = \Pr[s_t = j | s_{t-1} = i] \quad (3)$$

이 연구에서는 해석의 편의상 2개의 국면(고변동성, 저변동성)만을 고려하기 때문에  $i, j$ 는 각각 1, 2의 값을 가진다. 국면이 1인 경우와 국면이 2인 경우의 상수항은  $\beta_{1,1}$ ,  $\beta_{1,2}$ 이다. 이때 SMP 실현 변동성이 낮은 경우를 국면 1(저변동), 높은 경우를 국면 2(고변동)으로 식별하기 위해 아래와 같은 식별제약을 부여함으로써 국면별 파라미터를 추정할 수 있다.

$$\beta_{1,2} > \beta_{1,1} \quad (4)$$

일반적으로 이 모형을 활용하여 한국의 SMP 변동성을 결정하는 요인을 찾기 위해 연구자의 주관에 따라 선택하는 방법도 있지만, 이런 경우 중요한 변수를 누락시킬 가능성이 존재한다. 그렇다고 잠재적으로 중요한 요인을 모두 분석 모형에 포함하는 경우에는 파라미터의 추정량이 불편성은 만족하지만 불필요한 변수들로 야기되는 과도적합 문제가 발생할 수 있을 뿐만 아니라 표준오차가 커져서 검정 통계량이 유효하지 않은 문제가 발생할 수 있다.

이러한 문제를 완화하기 위해서 이 연구에서는 베이지안 변수선택 방법론을 고려한다. 우리가 고려하고 있는 모든 잠재적인 요인들이 한국의 SMP 변동성을 결정하는 중요한 요인은 아닐 수도 있으므로 베이지안 변수선택 방법론 도입을 통해 해당 변수들의 중요도를 판단할 수 있다. 결국, 베이지안 변수선택 방법론을 통해 과도적합 문제와 변수 누락문제를 동시에 해결하면서 한국의 SMP 변동성을 결정하는 요인들의 중요한 확률을 측정하여 각각의 변수들의 중요도를 비교하여 한국의 SMP 변동성 결정요인을 파악할 수 있다.

이를 위해 기존의 모형에 추가로 사전분포에 대한 가정을 포함해야 한다. 먼저 국면이 주어져 있을 때 결정요인  $X_k$ 가 SMP 변동성  $Y$ 를 결정하는 데 중요한 변수라면 1, 중요하지 않다면 0인 값을 갖는 변수  $\gamma_{k,s_t}$ 를 도입한다.  $\gamma_{k,s_t}$ 는 베르누이 분포를 따르며 국면에 따른  $X_k$ 의 중요성 여부를 나타낸다.  $\gamma_{k,s_t}$ 의 사전분포는 다음 식 (5)와 같다.

$$\Pr(\gamma_{k,s_t} = 1) = q_{s_t}, \Pr(\gamma_{k,s_t} = 0) = 1 - \Pr(\gamma_{k,s_t} = 1) \quad (5)$$

다음으로  $\gamma_{k,s_t}$ 가 주어져 있을 때  $\beta_{k,s_t}$ 는 다음과 같이 2개의 정규분포가 혼합된 형태를 가진다. 여기서  $B_{1,s_t}$ 은 SMP 변동성  $Y$ 를 결정하는 데 중요한 변수의 사전분포 분산이고  $B_{0,s_t}$ 는 중요하지 않은 변수의 사전분포 분산이다. 변수선택을 효율적으로 하기 위해서  $B_{0,s_t}$ 는 0에 가까운 값으로 설정하고  $B_{1,s_t}$ 는 충분히 큰 값을 갖도록 설정해야 한다.

$$\beta_{k,s_t} | \gamma_{k,s_t} \sim \gamma_{k,s_t} N(0, B_{1,s_t}) + (1 - \gamma_{k,s_t}) N(0, B_{0,s_t}) \quad (6)$$

하지만 베이지안 변수선택 방법론은 중요하지 않은 변수의 사전분포 분산을 어떻게 설정하는지에 따라 분석결과가 민감하게 변할 수 있다. 이런 문제를 완화하기 위해서 본 연구에서는 사전분포의 하이퍼-파라미터(Hyper-parameter)인  $q_{s_t}, B_{0,s_t}, B_{1,s_t}$ 에 대해서 계층적(Hierarchical) 사전분포를 사용한다.

마지막으로  $\sigma_{s_t}^2$ 는 양수여야 하므로 이에 대한 사전분포는 표준적으로 사용되고 있는 역감마분포를 따른다고 가정하고, 전환확률에 대한 사전분포는 켈레분포(Conjugate distribution)인 디리클레 분포를 사용한다.

$$\sigma_{s_t}^2 \sim IG(\nu_0/2, \delta_0/2), p_{11}, p_{12} \sim Dirichlet(a_{i1}, a_{i2}) \quad (7)$$

여기서, 우리는 2개의 국면만 고려하기 때문에  $i = 1, 2$ 이다.

베이지안 변수선택 외에도 중요한 모형이나 변수의 불확실성을 고려할 수 있는 방법론이 존재한다. 대표적인 방법론인 베이지안 모형 평균(Bayesian model average)은 고려되는 모든 모형의 사후 확률을 추정하는 데 사용되는 주변우도(Marginal Likelihood)를 계산하는 과정에서 설명변수의 수가 많아지면 과도한 계산 시간이 발생하여 현실적으로 적용하기 어려운 단점이 존재한다. 다른 방법으로 LASSO는 교차검증(cross-validation)을 통해 중요한 변수를 선택하지만 특정 변수에 대한 중요 확률에 대한 정보를 얻기 어렵다. 이 연구에서 사용하는 베이지안 변수선택 방법은 선형회귀모형을 기반

으로 변수가 다수 존재해도 변수선택의 정확성을 잃지 않으면서, 계산 속도 측면에서 확실한 이점을 가진다.

## 2. 추정방법

지금부터는 국면전환을 고려한 베이زي안 변수선택 모형의 추정방법에 대하여 간략하게 설명하고자 한다. 자료와 사전분포가 주어져 있을 때 우리는 각 파라미터에 대한 완전 조건부분포(Full Conditional Distribution)로부터 반복적으로 샘플링함으로써 아래와 같은 결합 사후분포(Joint Posterior Distribution)를 얻을 수 있다.

$$S, \beta_{s_t}, \Gamma_{s_t}, B_{0,s_t}, B_{1,s_t}, q_{s_t}, \sigma_{s_t}^2 | Y, X \quad (8)$$

여기서,  $\Gamma_{s_t}$ 는 고려되는 모든 SMP 변동성 결정요인에 대한 중요도를 나타내는 파라미터의 집합이며, P는 전환확률을 행렬의 형태로 표현한 것이다. 완전 조건부분포가 해석적으로 도출할 수 있으므로 본 논문에서는 사후분포를 깃스 샘플링을 사용하여 도출하였다. 논문에서 사용된 MCMC 알고리즘을 요약하면 다음과 같다. 각 단계에 대한 구체적인 알고리즘은 Kim(2022)을 참고하길 바란다.<sup>5)</sup>

### MCMC 샘플링 알고리즘

0 단계: 파라미터 초기값과 샘플링 크기 설정

1 단계:  $S$ 를  $S | Y, X, \beta_{s_t}, \Gamma_{s_t}, B_{0,s_t}, B_{1,s_t}, q_{s_t}, \sigma_{s_t}^2, P$ 에서 샘플링

2 단계:  $\beta_{s_t}$ 를  $\beta_{s_t} | Y, X, S, \Gamma_{s_t}, B_{0,s_t}, B_{1,s_t}, q_{s_t}, \sigma_{s_t}^2, P$ 에서 샘플링

3 단계:  $\Gamma_{s_t}$ 을  $\Gamma_{s_t} | Y, X, S, \beta_{s_t}, B_{0,s_t}, B_{1,s_t}, q_{s_t}, \sigma_{s_t}^2, P$ 에서 샘플링

4 단계:  $B_{0,s_t}, B_{1,s_t}$ 을  $B_{0,s_t}, B_{1,s_t} | Y, X, S, \beta_{s_t}, \Gamma_{s_t}, q_{s_t}, \sigma_{s_t}^2, P$ 에서 샘플링

5 단계:  $q_{s_t}$ 을  $q_{s_t} | Y, X, S, \beta_{s_t}, \Gamma_{s_t}, B_{0,s_t}, B_{1,s_t}, \sigma_{s_t}^2, P$ 에서 샘플링

5) 사후분포의 수렴을 위해 샘플링 시 초기 5000번의 샘플은 버리고 그 후의 5000개의 샘플을 사후분포의 평균, 표준오차, 변수선택 확률을 계산하는 데 사용하였다.

6 단계:  $\sigma_{s_t}^2$ 을  $\sigma_{s_t}^2 \mid Y, X, S, \beta_{s_t}, \Gamma_{s_t}, B_{0, s_t}, B_{1, s_t}, q_{s_t}, P$ 에서 샘플링

7 단계:  $P$ 을  $P \mid Y, X, S, \beta_{s_t}, \Gamma_{s_t}, B_{0, s_t}, B_{1, s_t}, q_{s_t}, \sigma_{s_t}^2$ 에서 샘플링

8 단계: 1단계부터 7단계까지 반복 시행

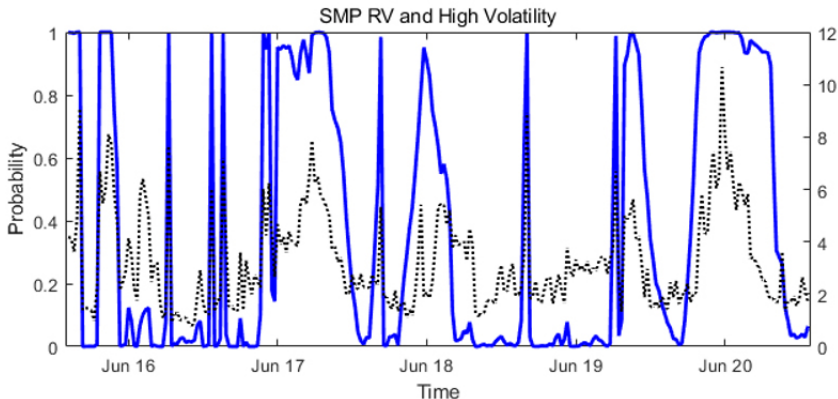
## IV. 실증분석

### 1. SMP 변동성에 따른 국면별 특징

SMP 변동성이 평균적으로 높은 고변동 국면의 확률을 추정한 결과는 <그림 3>의 파란 실선으로 표시되어 있다. SMP 변동성이 일정 수준 이상인 구간, 특히 변동성이 급격히 높아진 구간은 고변동 국면에 포함될 확률이 매우 높은 것을 확인할 수 있다. 추정된 확률이 0.5 이상인 구간을 고변동 국면, 0.5 이하인 구간을 저변동 국면으로 구분한다. SMP 고변동 국면은 2016년 1월과 4월, 2017년 6~11월, 2018년 5~7월, 2019년 9~11월, 2020년 3~9월로 나타나 SMP 변동성은 뚜렷한 계절성을 보이지는 않는다.

SMP 변동성 국면별 주간 평균 발전량에 특이점이 있는지 확인하기 위해 <표 4>에 기초통계량을 정리하였다. 총부하와 가스발전은 SMP 변동성이 낮은 국면에서 오히려 평균적으로 10%, 15%가량 높지만, 기저발전인 석탄과 원자력은 SMP 변동성 정도에 따라 1% 내외로 증감하여 평균 발전량에는 큰 차이가 나타나지 않았다. 발전량 자체가 적은

<그림 3> 전체 기간 중 SMP 고변동 국면으로 구분되는 확률

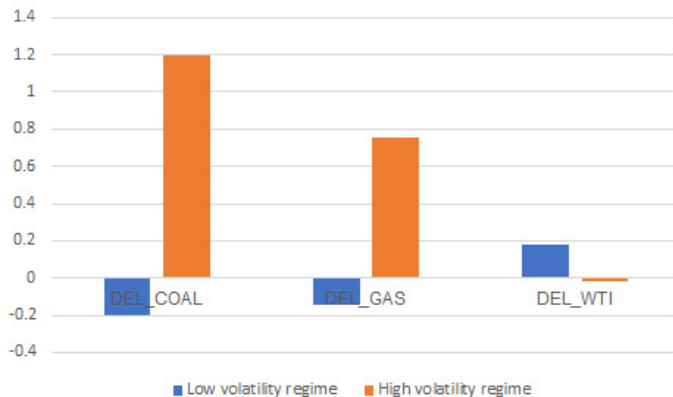


석유, 수력, 태양광, 풍력 경우 발전량은 국면별로 큰 차이가 없으나, % 변화율로 비교하면 태양광은 고변동 기간이 저변동 기간보다 16% 높고 풍력발전은 15% 낮은 것으로 나타난다. 다만, 풍력발전을 제외한 대부분의 연료원에서 SMP 변동성이 높은 시기에 최대 발전량이 증가하고 표준편차도 큰 것으로 나타나 이 기간의 발전량 변화가 더 컸음을 짐작할 수 있다. SMP는 한계비용이 가장 큰 발전원에 의해 채택되기 때문에, 이러한 결과는 SMP를 결정하는 발전원이 더 자주 바뀌었음을 시사한다.

〈표 4〉 SMP 변동성 국면별 발전량 통계

발전량	Coal	Nuclear	LNG	Oil	Hydro	PV	Wind	Total
SMP 저변동 국면								
Mean	4012.1	2716.4	2046.3	125.8	51.8	58.7	48.8	10167.3
Max	5079.4	3326.3	178.6	402.2	3013.6	134.3	117.0	11806.1
Min	2787.5	1905.5	19.1	0.0	1116.1	16.4	3.3	8366.2
Std. Dev	564.7	356.0	20.3	97.2	369.3	23.7	23.7	731.3
SMP 고변동 국면								
Mean	3943.2	2755.8	1756.6	92.1	72.0	69.0	41.8	9740.7
Max	5112.4	3465.8	208.7	410.9	2706.3	146.8	115.7	11969.0
Min	2721.8	1962.8	18.0	0.0	602.8	18.6	9.8	7635.5
Std. Dev	547.3	375.4	40.9	101.9	445.4	31.3	20.3	812.8

〈그림 4〉 SMP 변동성 국면별 평균 연료 가격 변화율 비교





SMP 변동성 국면별 연료 가격의 주간 평균 % 변화율은 <그림 4>에서 볼 수 있다. SMP 저변동 기간 동안 석탄과 가스의 가격은 평균적으로 하락했지만 유가는 상승하였고, 고변동 기간에는 반대의 움직임을 보인다. 유의해야 할 점은 연료별 평균 가격은 SMP 변동성이 낮은 저변동 기간에 더 높았다는 사실이다. 따라서 SMP 저변동 기간에는 연료 가격이 높은 상태에서 석탄과 가스 가격은 평균적으로 하락하는 경향성을 보인다 반면, 고변동 기간에는 가격이 낮은 상태에서 석탄과 가스 가격이 평균적으로 상승했다고 해석할 수 있다. 또한, 발전량에서 관찰된 바와 같이 고변동 기간의 표준편차가 더 높게 측정된다. 이는 앞서 언급한 대로, 주간 연료 가격이나 변화율이 평균값에서 퍼진 정도가 크다는 의미로 더 규모가 크거나 잦은 변화가 있음을 의미한다.

## 2. 추정결과

<표 5>는 전체 표본 기간, <표 6>은 SMP 변동성 국면별로 베이지안 변수선택 모형을 추정한 결과를 보여준다. 마지막 열의 Prob. 는 설명변수가 SMP 변동성을 설명하는 데 중요한 변수로 선택될 확률을 의미한다. 앞서 모형 부분에서 설명한 것처럼 우리가 설정한 Spike-and Slab 사전분포는 베이지안 MCMC가 반복 시행될 때마다 각 설명변수가 중요한 변수인 경우(추정계수가 0이 아닌 경우)  $\gamma_j = 1$  이 되고, 중요하지 않은 변수의 경우(추정계수는 0에 가까운 값)  $\gamma_j = 0$  이 된다. 결국, Prob.는  $\gamma_j = 1$ 에 대한 사후 확률(사후평균)로 이해할 수 있다. 구체적으로 5,000번의 베이지안 MCMC 시행에서 얻어진  $\gamma_j$  중에서 1이 차지하는 비중이 해당 설명변수가 중요 변수로 선택될 확률로, 이를 통해 SMP 변동성을 설명하는 데 어느 변수가 더 중요한 역할을 하는지 판단할 수 있다.<sup>6)</sup>  $\gamma_j$ 의 값은 해당 설명변수의 통계적 유의성 여부보다는 사후 확률의 절대적 크기에 따라 결정된다. 데이터의 스케일(단위)에 따라 추정계수 크기가 영향을 받을 수 있으므로, 모든 설명변수는 표본기간 동안의 각각의 비조건부 평균과 분산을 이용하여 표준화하여 사용하였다.

6) 중요 변수를 판단하는 데 있어 특정한  $\gamma_j$ 값에 대한 기준이 있지는 않다. 특정 변수에 대한 사후평균이 다른 변수보다 크다면 해당 변수는 상대적으로 더 중요하다고 판단할 수 있다. 일부 연구에서는 연구자가 임의로  $\gamma_j$ 의 사후평균이 특정 값(0.5)보다 크면 중요 변수라고 분류하기도 하고, 예측력을 평가하는 선행연구에서는 예측력을 극대화하는  $\gamma_j$ 의 사후평균을 찾아서 최적 임계치로 사용하기도 한다.

<표 5>와 <표 6>에서 공통적으로 확인할 수 있는 점은, 국면전환 적용 여부에 상관없이 총부하(total)보다 연료별 발전량이 SMP 변동성의 주요 예측변수로 활용된다는 점이다. 이러한 결과는 전력수요 자체보다는 발전소별로 입찰하는 공급용량이 SMP 변동성을 유발함을 의미한다. 특히, 잠재적인 설명변수를 모두 포함했음에도 아직 전체 발전량의 2% 정도에 불과한 태양광 발전이 일관적으로 SMP 변동성 설명에 중요한 역할을 한다는 점이 주목할만하다. 태양광 발전량이 증가하면 일일 공급곡선이 수평으로 더 많이 이동하게 되므로 SMP 변동성이 증가하는 것으로 이해할 수 있다. 반면, 풍력발전은 태양광 발전과 비교하면 추정계수가 작기는 하지만 SMP 변동성이 높은 국면에서만 비교적 높은 확률로 중요 변수로 선택되었고, 평균적으로 음의 영향을 가지는 것으로 추정되었다. 덴마크나 독일의 경우와 반대의 영향력을 보이는 것은 우리나라의 주간 풍력발전량이 전체 주간 발전량의 2%에 불과하여 유럽 국가들보다 비중이 크지 않고, 독일(북부) 등과 비교하여 한국의 풍력발전이 가지는 계절성 때문으로 생각할 수 있다.

<표 5> 전체 표본 기간 추정결과

	Coef.	Std. Dev.	2.5%	97.5%	Prob.
Coal	0.199	0.331	-0.441	0.875	0.454
Nuclear	0.101	0.211	-0.306	0.524	0.360
LNG	-0.869	0.286	-1.433	-0.296	<b>0.999</b>
Oil	0.026	0.108	-0.182	0.239	0.193
Hydro	0.260	0.090	0.088	0.438	<b>0.997</b>
PV	0.197	0.120	-0.038	0.435	<b>0.903</b>
Wind	0.051	0.110	-0.167	0.262	0.356
Total	0.215	0.409	-0.610	1.010	0.408
$\Delta P_{coal}$	0.031	0.084	-0.132	0.202	0.294
$\Delta P_{WTI}$	0.069	0.083	-0.094	0.233	0.602
$\Delta P_{LNG}$	-0.147	0.085	-0.312	0.020	<b>0.910</b>
Forecast error	-0.125	0.085	-0.294	0.041	<b>0.866</b>
$\Delta FOREX$	-0.022	0.080	-0.183	0.135	0.231
AR(1)	0.413	0.052	0.313	0.514	1.000

〈표 6〉 SMP 변동성 국면별 추정결과

	Coeff.	Std. Dev.	2.5%	97.5%	Prob.
SMP 저변동 국면					
Coal	0.558	0.283	-0.008	1.106	<b>0.949</b>
Nuclear	0.267	0.187	-0.101	0.627	<b>0.837</b>
LNG	0.062	0.264	-0.462	0.566	0.181
Oil	-0.025	0.107	-0.247	0.174	0.149
Hydro	0.803	0.201	0.145	1.069	<b>0.994</b>
PV	0.233	0.121	-0.008	0.465	<b>0.943</b>
Wind	-0.002	0.100	-0.202	0.198	0.015
Total	-0.167	0.344	-0.834	0.509	0.376
$\Delta P_{coal}$	-0.121	0.083	-0.285	0.043	<b>0.858</b>
$\Delta P_{WTI}$	0.078	0.121	-0.151	0.321	0.488
$\Delta P_{LNG}$	-0.054	0.074	-0.197	0.093	0.525
Forecast error	-0.148	0.071	-0.287	-0.010	<b>0.965</b>
$\Delta FOREX$	-0.061	0.069	-0.195	0.078	<b>0.626</b>
AR(1)	0.136	0.059	0.020	0.251	0.979
SMP 고변동 국면					
Coal	0.782	0.445	-0.083	1.649	<b>0.920</b>
Nuclear	0.531	0.278	-0.009	1.076	<b>0.946</b>
LNG	-1.032	0.375	-1.756	-0.293	<b>0.994</b>
Oil	0.112	0.159	-0.188	0.432	0.518
Hydro	-0.161	0.114	-0.365	0.087	<b>0.845</b>
PV	0.344	0.143	0.062	0.616	<b>0.984</b>
Wind	-0.153	0.137	-0.432	0.114	0.740
Total	0.037	0.591	-1.107	1.180	0.050
$\Delta P_{coal}$	0.025	0.088	-0.144	0.204	0.210
$\Delta P_{WTI}$	0.151	0.075	0.008	0.299	<b>0.963</b>
$\Delta P_{LNG}$	-0.260	0.098	-0.454	-0.070	<b>0.994</b>
Forecast error	0.454	0.127	0.196	0.697	<b>0.999</b>
$\Delta FOREX$	0.010	0.105	-0.190	0.218	0.075
AR(1)	0.229	0.070	0.089	0.367	0.999

기저부하인 석탄과 원자력 발전은 전체 표본 기간으로 분석했을 때에는 SMP 변동성에 대한 설명력이 높지 않은 것으로 나타나지만, 국면전환 모형으로 추정하면 주요 결정요인으로 나타난다. SMP 고변동·저변동 상태 모두에서 석탄과 원자력 발전이 증가하면 SMP 변동성이 확대되는데, 이러한 결과는 석탄이나 원자력 발전량 증가가 가스 발전량을 일정 부분 대체함으로써 SMP를 결정하는 한계 발전기(연료)가 석탄에서 가스로 전환되는 빈도수가 늘어나 전력 도매가격의 변동성이 커지는 것으로 이해할 수 있다. 특히 SMP 고변동 국면에서의 석탄발전과 원자력 발전의 추정계수가 더 큰 것은 이러한 추론을 뒷받침한다. SMP 저변동 국면에서 석탄 가격 변화율이 증가할수록 변동성은 오히려 감소하는 결과도 같은 맥락으로 이해할 수 있다. 석탄 가격의 상승으로 다른 연료원의 가격 차이가 줄어들어서 한계발전기의 전환 빈도가 감소하거나 전환이 이루어지더라도 가격 격차가 감소하여 SMP의 변동성이 줄어든다.<sup>7)</sup>

SMP 변동성 국면별 비대칭적 특징을 가장 잘 나타내는 설명변수는 가스 발전량과 가스 가격 변화율이다. 전체 표본 기간 분석 시 높은 확률로 주요 결정요인으로 선택되었던 가스발전량의 경우, SMP 고변동 국면에서만 음의 영향을 미치는 중요 변수로 나타났다. 연료 가격이 높은 가스에서 상대적으로 낮은 석탄으로 한계 발전기가 바뀌면 SMP의 변동성이 커진다. 따라서 SMP 변동성이 평균적으로 높은 상황에서의 가스 발전량 증가는 SMP를 결정하는 한계 발전기가 다른 연료원이 아닌 가스 발전기로 유지됨으로써 SMP 변동성을 줄이는 역할을 한다. <표 2>에서는 SMP 고변동 국면에 대부분 기간이 포함되는 2020년에 LNG의 계통한계가격 결정 시간 수가 큰 폭으로 감소하고 석탄의 결정 시수가 늘어났다. 이러한 현상은 2020년 코로나 19로 전력수요가 급감하고 가스발전량이 감소하면서 SMP 변동성이 오히려 확대되는 사례로 볼 수 있다. 또한, SMP 저변동 국면에서 가스 가격이 중요 변수로 선택될 확률이 0.525에 그치는 데 반해, 고변동 국면에서는 0.994의 확률로 선택된다. 하지만 가스 가격 변화율이 증가할수록 SMP 주간 변동성은 낮아지는 것으로 추정되어 LNG가 SMP 대부분을 결정하는 구조에서 직관과는 반대

7) 익명의 심사위원이 지적해 주신 바와 같이 이러한 경우는 석탄 가격이 오르고 가스 가격이 고정되었을 경우 가능한 해석이다. 석탄과 가스 가격 수준은 2016년부터 2020년까지 비슷한 추세를 보이지만, 안정성 확보를 위해 차분하여 변화율로 변환한 결과 SMP 고변동 국면에서 두 시계열의 상관관계는 -0.016이고 저변동 국면에서의 상관관계는 -0.070으로 나타난다. 따라서 단기(주간) 석탄 가격 변화율이 증가하더라도 가스 가격 변화율은 영향을 받지 않아 위와 같이 해석을 할 수 있다.

되는 결과로 보여진다. 일반적인 예상과는 상반되는 이러한 결과는 독일의 전력 도매가격 변동성을 분석한 Rintamaki et al.(2017)이나 이서진·유종민(2022)에서도 공통적으로 보고된다. 이러한 결과는 분석에 사용된 데이터가 동기간 국제 가스 가격으로 가스 도입가격과는 시차나 계산 방식 등에 차이로 인해 발생할 수 있다.<sup>8)</sup> 하지만 추정결과로 우리가 알 수 있는 점은 가스 발전량 등 다른 조건이 일정할 때 가스 가격의 주간 변화율 증가는 고변동 국면에서 SMP 변동성을 완화시킨다는 사실 뿐이고 이에 대한 설명은 추가적인 연구가 필요하다.

SMP 변동성 국면별 비대칭성을 보여주는 또 다른 추정결과는 장마철 등 강수량에 따라 크게 증감하는 수력발전(양수발전 제외)으로, 저변동 국면에서는 SMP 변동성을 증가시키지만 고변동 국면에서는 오히려 감소시키는 것으로 나타났다. 신고된 변동비가 가장 낮은 발전기부터 전력수요를 차례로 채워가는 CBP 방식에서 발전비가 낮은 수력발전의 증가는 SMP 변동성이 평균적으로 낮은 상태에서는 한계 발전기(연료)를 바꾸는데 영향을 미쳐 SMP 변동성을 늘리는 역할을 한다고 이해할 수 있다. 반면, 고변동 기간에는 수력발전의 추정계수의 절댓값이 석탄이나 원자력 발전보다도 작아지고 중요 변수 선택확률도 감소하여 SMP 주간 변동성에 영향력이 감소하였음을 확인할 수 있다.

마지막으로, 예측오차는 양 국면 모두에서 높은 확률로 주요 결정요인으로 선택되지만 국면별로 추정계수가 다른 것을 확인할 수 있다. 예측오차는 실제 전력수요량에서 전력거래소에서 발표하는 예측치를 뺀 값이다. 여기서 주간 예측 수요와 실제 수요는 시간별 데이터를 주간으로 합산한 값을 사용하기 때문에 예측오차와 SMP 변동성 간의 대략적인 관계에 대해서만 유추할 수 있다. 저변동 국면에서는 전력수요 예측치가 실제보다 큰 경우, SMP 주간 변동성이 커진다. 앞서 언급한 바와 같이 우리나라의 SMP는 하루 전 수요 예측을 기반으로 결정되므로, 전력수요를 과대 예측(예측 오차가 마이너스인 경우)하는 경우 한계 발전기의 연료원이 바뀌고 이에 따라 SMP 변동성이 증가한 것으로 생각할 수 있다. 고변동 국면에서는 이와는 반대의 상황이 나타난다. 주간 SMP의 최대와 최소값의 차이가 큰 고변동 국면에서는 예측 수요가 실제 수요량보다 많으면 변동비

8) 발전기별 가격은 월간 단위로 결정되어 분석에 사용한 주간 단위의 국제가격과 차이가 생길 수 있다. 발전사업자들이 입찰 정보를 월간으로 제공한다고 하더라도 하루 전 시장에서의 행태는 최신정보를 바탕으로 전략적으로 변할 수 있는 여지가 있다. 따라서 추정결과는 가스 도입가격 등을 파악할 수 없는 상황에서 국제가격과 어떤 관련성을 갖는지 정도만 파악할 수 있는 한계를 가진다.

가 가장 높은 발전기가 더 많이 유지되고 다른 발전원으로 이동이 줄어 SMP 주간 변동성을 낮추는 것으로 해석된다.

종합적으로 우리의 추정결과는 탄소 중립이나 에너지 전환 정책에 따른 재생에너지의 점진적인 확대가 적어도 주간 단위의 SMP 변동성을 확대할 수 있지만, 간헐성을 보완하기 위해 사용되는 가스 발전량의 증가나 탄소 중립을 위한 석탄발전량 감축은 재생에너지가 유발하는 SMP 변동성 증가를 상쇄시키는 역할을 할 것을 시사한다. 특히 천연가스는 석탄보다 청정 연료이지만 가격 변동성이 크고, 향후 가스발전 비중이 증가한다면 전력 도매가격은 천연가스 가격의 변화에 더 민감할 것이라는 우려가 있다. 하지만 추정결과는 적어도 고변동 국면에서는 가스발전이나 천연가스 가격 변화율 증가가 SMP 주간 변동성을 감소시키는 것으로 나타난다.

## V. 결론

SMP의 변동성, 특히 재생에너지 발전량이 SMP 변동성에 미치는 영향력을 분석하는 국내 연구는 매우 드물고, 전력 도매가격 변동성에 대한 연구가 활발히 진행되고 있는 해외의 경우에도 모형이나 설명변수는 아직 정립되지 않은 상황이다. 이 논문에서는 한국의 시간별 SMP 데이터를 가지고 주간 실현 변동성을 측정하고, 베이지안 변수선택 방법론을 활용하여 한국의 SMP 변동성의 결정요인을 파악하고 이들의 영향력에 대해 분석하였다.

우리나라 전력 도매시장은 상업적 목표 이외에 공공성 목표를 요구받는 한국전력과 발전 자회사들의 복잡한 지배구조 아래에서 발전회사들이 신고한 변동비로 전력거래소가 하루 전에 전력 도매가격(SMP)을 결정하기 때문에 경쟁 시장 체계를 갖춘 미국이나 유럽의 전력 도매가격과는 차이가 있을 수 있다. 하지만 SMP 수준이 장기적인 계획에 의해 결정된다고 하더라도 갑작스러운 증감과 같은 SMP의 변동성은 발전 부분의 투자자에게 위협의 시그널이 되어 투자를 회피하거나 헤징을 위한 비용 증가 가능성을 높인다. 이 논문의 추정결과는 국면별로 SMP 변동성의 결정요인이 변화할 뿐만 아니라 다른 행태를 보이기 때문에 SMP 변동성에 대한 이해를 위해서는 국면전환을 고려해야 한다는 점을 시사한다. 이 연구는 SMP 변동성의 결정요인에 대한 기초적인 실증분석 결과를

제시한다는 데 의미가 있지만 (i) 가용 데이터의 한계로 표본 기간이 짧고, (ii) 고변동 국면의 가스 가격 변화의 증가가 SMP 변동성을 감소시킨다는 추정결과에 대한 설명을 제시하지 못하는 등의 분명한 한계점을 가지고 있다. 따라서 이러한 결과들에 대한 이론적 설명이나 추가적인 실증분석이 필요하다.

## [References]

- 박민혁·문양택·박중구, “전력계통한계가격(SMP)과 기저발전비율, LNG 도입가격, 환율 간 인과관계 분석”, 「조명·전기설비 학회논문지」, 제28권 제7호, 2014, pp. 97~105.
- 신동현·김재혁, “전력 발전시장의 충격식별과 계통한계가격 변동성 분석: 전력수요 예측오차 충격을 중심으로”, 「응용경제」, 제17권 제2호, 2015, pp. 121~166.
- 윤원철, “전력시장가격에 대한 역사적 요인분해”, 「에너지경제연구」, 제16권 제1호, 2017, pp. 35~55.
- 이서진·유종민, “재생에너지 발전 확대에 따른 전력계통한계가격의 변화”, 「자원환경경제연구」, 제31권 제2호, 2022, pp. 141~163.
- 전력거래소, “변동비반영시장 평가진단 및 개선 연구”, 2005.
- Asche, F., P. Osmundsen, and M. Sandsmark, “The UK market for natural gas, oil and electricity: are the prices decoupled?” *Energy Journal*, Vol. 27, No. 2, 2006, pp. 27~40.
- Benini, M., M. Marracci, P. Pelacchi, and A. Venturini, “Day-ahead market price volatility analysis in deregulated electricity markets,” *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, Vol. 3, 2002, pp. 1354~1359.
- Bierbrauer, M., C. Menn, S. T. Rachev, and S. Trücks, “Spot and derivative pricing in the EEX power markets,” *Journal of Banking and Finance*, Vol. 31, 2007, pp. 3468~3485.
- Bowden, N., and J. E. Payne, “Short term forecasting of electricity prices for MISO hubs: evidence from ARIMA-EGARCH models,” *Energy Economics*, Vol. 30, 2008, pp. 3186~3197.
- Brown, J. P., and A. Kodaka, *U.S. Electricity Prices in the Wake of Growing Natural Gas Production*, Working paper, Federal Reserve Bank of Kansas City, 2014.
- Chae, Y., M. Kim, and S. Yoo, “Does natural gas fuel price cause system marginal price,

- vice-versa, or neither? A causality analysis,” *Energy*, Vol. 47, 2012, pp. 199~204.
- Cifter, A., forecasting electricity price volatility with the Markov-switching GARCH model: Evidence from the Nordic electric power market,” *Electric Power System Research*, Vol. 102, 2013, pp. 61~67.
- Emery, G. W., and Q. Liu, “An Analysis of the Relationship between Electricity and Natural-Gas Futures Prices,” *Journal of Futures Markets*, Vol. 22, No. 2, 2002, pp. 95~122.
- Frömmel, M., X. Han, and K. Stepan, “Modeling the daily electricity price volatility with realized measures,” *Energy Economics*, Vol. 44, 2014, pp. 492~502.
- Furió, D., and H. Chuliá, “Price and volatility dynamics between electricity and fuel costs: Some evidence for Spain,” *Energy Economics*, Vol. 34, 2012, pp. 2058~2065.
- George, E. I., and R. E. McCulloch, “Variable Selection via Gibbs Sampling,” *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 88, 1993, pp. 881~889.
- George, E. I., D. Sun, and S. Ni, “Bayesian stochastic search for VAR model restrictions,” *Journal of Econometrics*, Vol. 142, 2008, pp. 553~580.
- Haldrup, N., and M. Ø. Nielsen, “A regime switching long memory model for electricity prices,” *Journal of Econometrics*, Vol. 135, 2006, pp. 349~376.
- Hickey, E., D. G. Loomis, and H. Mohammadi, “Forecasting hourly electricity prices using ARMAX-GARCH models: an application to MISO hubs,” *Energy Economics*, Vol. 34, 2012, pp. 307~315.
- Huisman, R., and R. Mahieu, “Regime jumps in electricity prices,” *Energy Economics*, Vol. 25, 2003, pp. 425~434.
- Jónsson, T., P. Pinson, and H. Madsen, “On the impact of wind energy forecasts,” *Energy Economics*, Vol. 32, 2010, pp. 313~320.
- Kalantzis, F. G., and N. T. Milonas, “Analyzing the impact of futures trading on spot price volatility: Evidence from the spot electricity market in France and Germany,” *Energy Economics*, Vol. 36, 2013, pp. 454~463.
- Ketterer, J. C., “The impact of wind power generation on the electricity price in Germany,” *Energy Economics*, Vol. 44, 2014, pp. 270~280.
- Kim, Y. M., “Bayesian Variable Selection in Markov Switching Models,” *Working Paper*, 2022.
- Knittel, C., and M. Roberts, “An empirical examination of restructured electricity prices,”



- Energy Economics*, Vol. 27, 2005, pp. 791~817.
- Kyritsis, E., J. Andersson, and A. Serletis, “Electricity prices, large-scale renewable integration, and policy implications,” *Energy Policy*, Vol. 101, 2017, pp. 550~560.
- Liu, H., and J. Shi, “Applying ARMA-GARCH approaches to forecasting short-term electricity prices,” *Energy Economics*, Vol. 37, 2013, pp. 152~166.
- Liu, L. Y., A. J. Patton, and K. Sheppard, “Does anything beat 5-minute RV? A comparison of realized measures across multiple asset classes,” *Journal of Econometrics*, Vol. 187, No. 1, 2015, pp. 298~311.
- Martinez-Anido, C., G. Brinkman, and B. M. Hodge, “The impact of wind power on electricity prices,” *Renewable Energy*, Vol. 94, 2016, pp. 474~487.
- Mauritzen, J., “Dead battery? Wind power, the spot market, and hydro power interaction in the nordic electricity market,” *Energy Journal*, Vol. 34, 2013, pp. 103~124.
- Mjelde, J. W., and D. A. Bessler, “Market integration among electricity markets and their major fuel source markets,” *Energy Economics*, Vol. 31, 2009, pp. 482~491.
- Muñoz, M. P., and D. A. Dickey, “Are electricity prices affected by the US dollar to Euro exchange rate? The Spanish case,” *Energy Economics*, Vol. 31, 2009, pp. 857~866.
- Plíhal, T., and S. Lyócsa, “Modeling realized volatility of the EUR/USD exchange rate: Does implied volatility really matter?” *International Review of Economics*, Vol. 71, 2021, pp. 811~829.
- Rintamaki, T., A. S. Siddiqui, and A. Salo, “Does renewable energy generation decrease the volatility of electricity prices? An analysis of Denmark and Germany,” *Energy Economics*, Vol. 62, 2017, pp. 270~282.
- Saretto, A., A. Shcherbakova, and J. Lin, “What Fuels the Volatility of Electricity Prices?” *Elsevier*, 2019, 41p. [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3324592](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3324592)
- Serletis, A., and J. Herbert, “The message in North American energy prices,” *Energy Economics*, Vol. 21, 1999, pp. 471~483.
- Ullrich, C. J., “Realized volatility and price spikes in electricity markets: The importance of observation frequency,” *Energy Economics*, Vol. 34, 2012, pp. 1809~1818.