



[2019-12-RP-004]

태양광 및 풍력 확률모형을 이용한 2030 재생에너지 순수요 불확실성 추정 연구

전우영^{1)*} · 조상민²⁾ · 조일현³⁾

Estimating the Uncertainty of Net Load of 2030 Renewable Generation

Wooyoung Jeon^{1)*} · Sang-Min Cho²⁾ · Ilhyun Cho³⁾

Received 16 July 2019 Revised 4 November 2019 Accepted 5 November 2019

ABSTRACT Under mounting pressure to reduce carbon emission and fine dust, South Korea set a challenging 2030 target for renewable generation. However, the rapid deployment of variable renewable generation undermines the reliability of the power system and causes problems for stable electricity supply. In this study, we analyzed uncertainty and variability of a net load in 2030, which is a key factor for a system operator to run a power system reliably. Two methodologies are applied to estimate the net load: the 2-stage ARMAX model and Monte Carlo simulation. The analysis showed that while spring and fall seasons have a serious duck curve problem that significantly affects the base load, the duck curve problem was not significant in summer or winter due to high peak demand. The duck curve problem, which is mainly caused by the variability of solar PV generation, creates a distinct problem by generating a net load plunge of approximately 44% compared to the peak of net load. The uncertainty of renewable generation was a relatively minor problem by having approximately 5% level of forecasting error compared to peak demand. In conclusion, policy implications for the duck curve problem in 2030 are proposed.

Key words Solar PV generation(태양광발전), Wind generation(풍력발전), Net load(순수요), Uncertainty(불확실성), Variability(변동성), Forecasting(예측), Power system(전력시스템)

1. 서론

온실가스 감축과 미세먼지 저감에 대한 국내외적 압박이 커지면서 한국은 2030년까지 재생에너지를 전체 발전량 중 20%까지 높이겠다는 재생에너지 3020 이행계획(이하 3020계획)을 발표했다. 이는 2015년 기준 각각 4,501 MW,

547 MW인 태양광과 풍력용량을 2030년까지 33,530 MW, 17,674 MW로 증가시키는 것이 주요내용으로 3020계획이 달성될 경우 재생에너지는 더 이상 부수적인 발전원이 아니라 원자력, 석탄과 어깨를 나란히 하는 주요 발전원이 된다는 것을 뜻한다^[1~3]. 3020계획으로 인한 재생에너지 발전량의 증가는 최근 논란이 되고 있는 석탄발전과 원자력발전을 대체하여 친환경적이고 안전한 전력공급을 가능하게 해준다.

하지만 태양광과 풍력의 높은 변동성과 불확실성은 전력시스템의 안정적인 운영에 큰 부정적인 영향을 미친다. 전력은 수요와 공급이 끊임없이 일치해야하고 저장이 쉽지

1) Assistant Professor, Department of Economics, Chonnam National University

2) Research Fellow, Korea Energy Economics Institute

3) Associate Research Fellow, Korea Energy Economics Institute

*Corresponding author: wyjeon@jnu.ac.kr

Tel: +82-62-530-1558 Fax: +82-62-530-1449

않은 특성을 가지고 있다. 이 때문에 전력시스템운영자는 예비력 확보를 통해서 예측하기 힘든 전력수요 변화에 기민하게 대응하면서 안정적으로 전력을 공급해야 한다. 하지만 전력수요의 불확실성과 함께 태양광, 풍력으로 인한 전력공급부문에서의 변동성과 불확실성이 더해질 경우 안정적인 전력공급은 더욱 힘들어지고, 이를 위해서는 상당한 양의 추가적인 예비력자원이 필요하게 된다. 재생에너지의 높은 변동성은 재생에너지 발전이 기상상황에 따라 간헐적으로 이루어지기 때문이고, 불확실성은 일일전 발전계획 관점에서 다음날 24시간의 발전량 예측을 완벽히 할 수 없기 때문에 발생한다. 즉 재생발전 예측력을 높이면 불확실성은 줄일 수 있지만 변동성은 궁극적으로 제거할 수 없다.

전력의 안정적인 공급과 이를 위해 필요한 적정예비력의 수준을 결정하는 것이 순수요(net load)이다. 순수요는 전력수요에서 전력시스템운영자가 통제할 수 없는 재생에너지 발전량을 차감한 것으로 전력시스템운영자는 실질적으로 이 순수요를 전통적 발전기들을 이용해서 안정적으로 공급해야 한다. 이렇듯 순수요는 전력시스템 운영의 핵심적인 요소이기 때문에 정확한 추정이 중요하며 순수요의 불확실성과 변동성 수준에 따라서 안정적 전력시스템 운영을 위해 요구되는 예비력의 수준이 달라진다.

특히 2030 목표가 달성될 경우 높은 수준의 태양광 발전량이 낮 시간에 집중되기 때문에 10시~16시 사이에 순수요가 급격히 하락해서 골짜기가 생기는 소위 ‘덕커브(duck curve) 현상’이 예측된다. 이 덕커브 현상은 태양광이 높은 수준으로 보급된 캘리포니아에서는 이미 관측되기 시작한 현상으로 10시경부터 순수요가 급격히 떨어지고 16시경부터 급격히 상승하기 때문에 전력공급을 안정적이고 효율적으로 하는 데에 어려움을 유발하고 있다. 이렇게 재생에너지 보급이 증가하면서 발생할 것으로 예상되는 순수요와 관련한 이러한 문제점을 선제적으로 추정하고 분석하는 것은 안정적인 전력공급을 위해서 중요한 의미를 가진다. 따라서 본 연구에서는 2030년 재생에너지 목표가 달성되었을 경우 전력시스템운영자가 마주하게 될 순수요의 변동성과 불확실성을 통계확률모형과 몬테카를로 시뮬레이션 기법을 활용하여 체계적으로 추정하였다. 보다 구체적으로 재생발전의 간헐성에서 기인하는 변동성은 시계열 계량모

형에 기초한 통계확률모형으로 추정하였고, 예측의 불확실성은 몬테카를로 시뮬레이션 기법으로 분석하였다.

본 논문의 구조는 다음과 같다. 2장에서는 재생에너지 순수요 추정 관련한 선행연구에 대해서 논의 하였고, 3장에서는 본 연구에서 사용한 모형에 대해서 설명하였다. 4장에서는 추정된 재생에너지에 기반하여 순수요 분석 결과에 대해서 논하였고 5장에서는 본 연구의 결론을 정리하였다.

2. 선행연구 분석

재생에너지의 변동성 및 불확실성 분석과 이를 기반으로 한 순수요 추정관련 선행연구로는 다음과 같은 연구들이 존재한다. Olauson *et al.* (2016)^[4]은 북유럽 국가들의 주요 재생에너지원인 풍력, 태양광, 파력 및 조력 자원들을 통해 순수요의 변동성을 최소화 할 수 있는 최적 재생에너지 구성조합을 분석하였다. 해당 연구는 북유럽국가들이 수력발전을 포함한 재생에너지의 적절한 조합을 통해 원자력이나 화석연료발전 없이도 전력시스템 운영이 가능함을 보였다.

Kaur *et al.* (2016)^[5]에서는 두 종류의 순수요 예측기법인 가감기법과 통합기법의 예측오차비교를 통해 최적 순수요 예측기법을 탐색하였다. 연구결과 통합기법이 가감기법을 예측력에서 10.69% 앞서는 것으로 나타났다. 또한 해당 연구에서는 순수요 예측오차와 태양광 예측오차가 공적분 관계에 있으며 이는 향후 태양광 시계열 자료를 통해 순수요의 시계열 특성의 상당부분을 추론할 수 있음을 뜻한다. Denholm *et al.* (2011)^[6]에서는 텍사스지역에서 풍력, 태양광, 태양열 발전이 아주 높은 수준으로 보급될 경우 전력시스템운영에 어떤 문제점들이 발생되는지 살펴보았다. 기저발전을 제거하고 유연성을 높인 전력시스템 하에서 50%의 높은 수준의 재생에너지 보급이 이루어져도 재생에너지 출력삭감(curtailment)은 10% 이하 수준에 머무르는 것으로 나타났다. 80% 이상 수준으로 재생에너지가 보급될 경우 재생에너지 출력제약을 10% 이하로 유지하기 위해서는 일일전체 전력수요규모의 부하이전이나 저장장치가 필요한 것으로 나타났다. 김수덕 외(2006)^[7]에서는 피크부하시간에 재생에너지의 피크삭감 기여도와 용량효율을 어느 정

도 수준까지 인정하는 것이 합리적인지에 대한 분석을 하였다. 해당 연구에서는 확률적 모형을 통해 각 재생에너지원들의 피크기여도를 분석하였다. 윤성권 외(2019)^[8]에서는 수요의 변동성에 대응하기 위해 전기자동차 자원이 활용될 때 안정적인 전력시스템 운영을 위한 출력제약이 얼마나 발생하는지 분석하였다. 분석결과 재생에너지 20% 보급수준에서는 전기차 300만대 수준이면 출력제약이 발생하지 않았지만, 30% 보급수준에서는 약 700만대의 전기차 자원

이 있어야 출력제약이 발생하지 않는 것으로 나타났다. 전우영 외(2015)^[9]에서는 풍력예측 시점에 따라 불확실성에 차이가 있을 때 전력시스템 운영비용에 어떤 영향을 미치는지 분석하였다.

본 연구에서는 시계열 모형에 기반을 둔 확률적 모형과 몬테카를로 시뮬레이션을 바탕으로 2030년 주요 재생에너지원인 태양광과 풍력 예측 프로파일을 체계적으로 추정한 후 수요의 변동성과 불확실성을 분석하였다. 2030년 태

Table 1. 16 Solar PV farm information

Site num	Site name	AWS num	Capacity based on 8 th plan (MW)	Scheduled capacity by 2030 (MW)
s1	Seoul	108	73	488
s2	Incheon	112	58	387
s3	Daejeon	133	30	201
s4	Daegu	143	51	344
s5	Kwangju	156	87	580
s6	Ulsan	152	21	140
s7	Busan	159	82	550
s8	Keyonggi	119	263	1,754
s9	KAngwon	101	224	1,493
s10	Chungbuk	131	229	1,532
s11	Chungnam	129	601	4,010
s12	Jeonbuk	146	786	5,244
s13	Jeonnam	165	1,295	8,648
s14	Kyeongbuk	136	663	4,425
s15	Kyeongnam	255	342	2,286
s16	Jeju	184	217	1,447

Table 2. 16 Wind farms information

Site num	Site name	AWS num	Capacity based on 8 th plan (MW)	Scheduled capacity by 2030 (MW)
w1	Koseong	517	583	801
w2	Taegisan	525	340	467
w3	Pyeongchang	526	574	788
w4	Samcheok	876	1017	1,397
w5	Youngyang	801	363	499
w6	Kyeongju	859	507	696
w7	Youngkwang	769	271	372
w8	Youngheung	664	46	63
w9	Hangwon	781	119	163
w10	Seongsan	792	94	129
w11	Hanlim	779	217	298
w12	Saemankeum	700	159	2,400
w13	Shinan	799	478	2,400
w14	Yeosu	931	-	2,400
w15	Youngdeok	22106	339	2,400
w16	Moseulpo	855	168	2,400



Fig. 1. Location of 16 solar PV farms

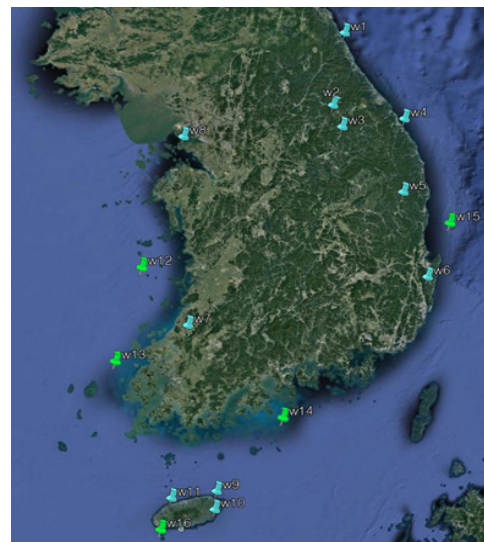


Fig. 2. Location of 16 wind farms

양광과 풍력 단지로 각각 16개 지점을 선정하여 개별지점에 대한 확률모형을 추정했다는 점, 몬테카를로 시뮬레이션 방법론으로 각 지점의 태양광과 풍력 발전 예측 프로파일을 확률적 형태로 도출했다는 점, 계절별 24시간 순수요의 변동성과 불확실성을 도출했다는 점에서 선행연구와는 차별적인 본 연구의 기여점을 꼽을 수 있다.

3. 모형

3.1 일사량, 풍속, 기온 자료 특성

본 연구에서는 2030년 태양광과 풍력발전 예측을 위해서 8차전력수급계획과 2018년 시점 기준 가장 높은 수준으로 태양광과 풍력이 보급된 지점 16곳을 선정해서 확률모형을 추정하였다. Table 1, Fig. 1과 Table 2, Fig. 2가 선택된 태양광과 풍력단지의 정보를 보여주고 있다. 태양광은 특정지역에 대규모 태양광 단지가 조성되기보다는 소규모 태양광이 여러 곳에 분산되어있는 특성 때문에 전국 16개 시도지역을 대표지역으로 선택하고 확률모형에 구축에 필요한 기상자료를 수집하였다.

풍력은 8차전력수급계획에 기반해서 주요 16개 풍력단지를 선정해서 해당지역의 확률모형을 추정하였다. 2030년 해상풍력의 규모가 약 12 GW까지 증가하는 것을 반영해서 5개 지점은 해상풍력 지점(w12~w16)으로 선정하였다. 지점별 2030년 재생에너지 용량은 2018년 풍력 용량대비 2030년 풍력 용량에 비례하여 증가한다고 가정하였다. 각 풍력과 태양광 단지의 기상정보는 기상자료개방포털에서 2015~2017년 자료를 이용하여 분석하였다^[10,11].

Fig. 3은 태양광 16개 지점의 일사량과 기온과의 상관관계를 보여준다. 본 그래프는 지점간의 상관관계가 1에 가까울수록 빨간색을, -1에 가까울수록 파란색을, 상관관계가 0에 가까울수록 녹색을 띠는 구조이다. 일사량과 기온간의 상관관계는 0.4~0.5 수준으로 유의미한 양의 상관관계를 보여주고 있으며 이는 일사량 추정에 기온이 상당한 역할을 할 수 있음을 보여준다.

Fig. 4는 풍력단지 16개의 풍속과 기온과의 상관관계를 보여준다. 풍속과 기온간의 상관관계는 -0.4~-0.2 수준의 음의 상관관계를 보여준다. 일반적으로 기온이 낮을 때

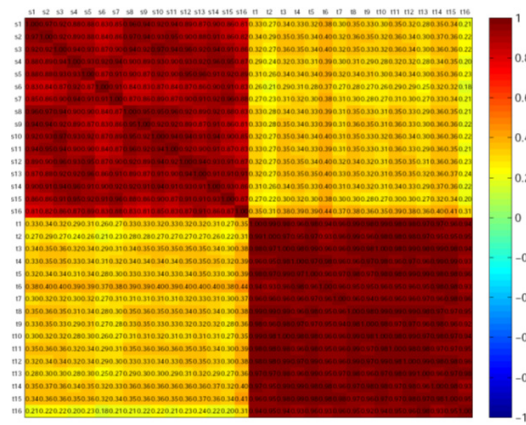


Fig. 3. Radiation-temperature correlation table, 16 solar farms

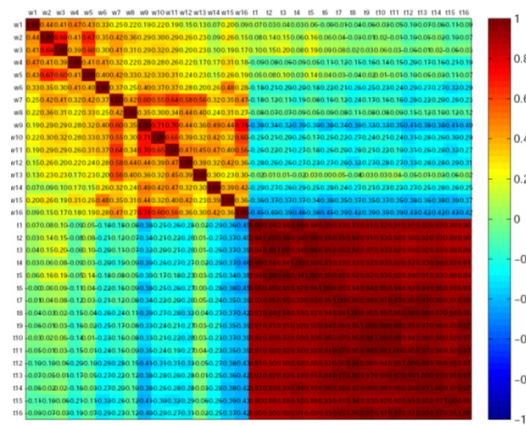


Fig. 4. Wind speed-temperature correlation table, 16 wind farms

풍속이 빠르다는 상식에 부합하는 결과이다. 일사량과 기온의 상관관계 강도에는 미치지 못하지만 역시 풍속을 설명하는데 일정부분 기온이 설명할 수 있음을 보여준다.

Fig. 5는 16개 태양광단지의 일사량과, 16개 풍력단지의 풍속간의 상관관계를 보여준다. 육상풍속(w1~w11)은 전반적으로 일사량과 양의 상관관계를, 해상 풍속(w12~w16)은 음의 상관관계를 보여주는 것으로 나타났다. 이 결과는 중요한 시사점을 제시한다. 2030년 재생에너지가 유발하는 가장 큰 문제는 낮 시간대에 집중되는 태양광발전으로 인한 순수요 턱커브 현상이다. 이를 완화시키기 위해서는 태양광의 변동성을 감소시켜줄 수 있는 재생에너지 믹스를 가져가는 바람직할 것이다. 이런 관점에서 본다면 우리나라에서는 해상풍력이 육상풍력보다 태양광의 변동성 경감에 기여할 수 있는 좋은 대안이 될 수 있다. 육상풍력은 태

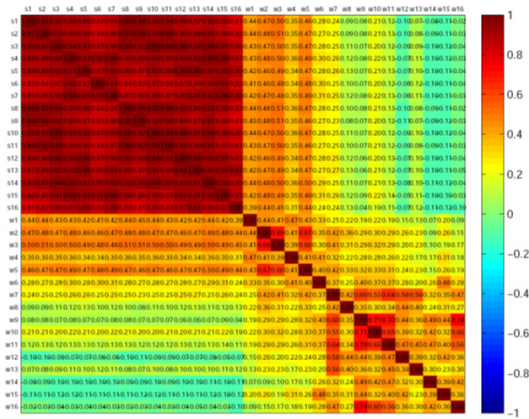


Fig. 5. Radiation-wind speed correlation table, 16 solar PV farms and 16 wind farms

양광과 양의 상관관계를 가져서 덕커브를 증폭시키지만, 해상풍력은 음의 상관관계를 가져서 덕커브를 상쇄시켜주기 때문이다. 이런 관점에서 본다면 3020 계획에서 육상풍력(약 5 GW) 보다 해상풍력(약 12 GW)의 목표를 높게 설정한 것은 전력시스템 운영 측면에서 바람직한 재생에너지 믹스 전략임을 알 수 있다.

3.2 일사량 및 풍속 확률모형

일사량과 풍속 확률모형은 전우영^[12]과 조상민 외(2018)^[13]에서 제시된 방법론을 기반으로 구축하였다. eq 1.과 eq 2.는 각각 일사량과 풍속의 확률모형 구조를 보여주고 있다. 기본적인 확률모형 방법론은 2-stage ARMAX¹⁾로, stage 1에서는 기온정보나 연간 cycle정보와 같은 결정론적 정보를 이용해서 일사량이나 풍속을 설명하고, stage 2에서는 stage 1의 오차항에 ARMA모형을 적용해서 추가적인 시계열 추정을 해주는 2단계 구조로 되어있다. 본 모형에서 일사량과 풍속자료를 변환하여 사용하는데, 해당값이 0일 경우 log 변환값은 음의 무한대 값을 가지기 때문에 이 문제를 해결하기 위해 1을 더해줘서 log 변환하였다.

Eq 1. 2-stage ARMAX: Radiation

Stage 1: OLS part

$$\log(radiation_{t,i} + 1) = \beta_0 + \beta_1 dc_t + \beta_2 cdd_{t,i} + \beta_3 hdd_{t,i} + v_{i,t}$$

1) Auto Regressive and Moving Average with exogenous variables

Stage 2: ARMA part

$$v_{i,t} : (1 - \sum_{j=1}^p \alpha_j L^j) v_{i,t} = (1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j) \epsilon_{i,t}$$

where, dc : 일간 주기, cdd: 냉방도일, hdd: 난방도일

Eq 2. 2-stage ARMAX: Wind Speed

Stage 1: OLS part

$$\log(wind_{t,i} + 1) = \beta_0 + \beta_1 cy_t + \beta_2 sy_t + \beta_3 cy2_t + \beta_4 sy2_t + \beta_5 cd_t + \beta_6 sd_t + \beta_7 cd2_t + \beta_8 sd2_t + \beta_9 cdd_{t,i} + \beta_{10} hdd_{t,i} + v_{i,t}$$

Stage 2: ARMA part

$$v_{i,t} : (1 - \sum_{j=1}^p \alpha_j L^j) v_{i,t} = (1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j) \epsilon_{i,t}$$

where, cy : 연간 코사인주기, sy: 연간 사인주기, cy2 : 반년 코사인주기, sy2: 반년 사인주기, cd: 일간 코사인주기, sd: 일간 사인주기, cd2: 반일 코사인주기, sd2: 반일 사인주기, cdd: 냉방도일, hdd : 난방도일

3.3 몬테카를로 시뮬레이션 기반 재생에너지 발전 예측 모형

본 단계에서는 앞서 추정된 각 지점별 일사량과 풍속 확률모형을 기반으로 몬테카를로 시뮬레이션 방법론을 적용해서 태양광과 풍력 예측 프로파일을 도출한다.

재생에너지 예측 프로파일 추정을 위한 몬테카를로 시뮬레이션은 크게 3단계로 구성되어 있다. 첫 번째는 앞서 통계모형의 stage 2에서 도출된 백색잡음잔차의 평균과 공분산행렬을 기반으로 정규분포를 가정해서 각 32개 지점의 백색잡음잔차를 랜덤하게 1,000개 생성하는 것이다. 두 번째는 생성된 1,000개의 백색잡음잔차를 기반으로 앞서 확률모형의 stage 2에서 추정된 ARMA 식을 이용해서 stage 1의 잔차항을 도출하는 것이다. 세번째는 도출된 잔차항을 이용해서 stage 1의 추정 모형을 바탕으로 일사량과 풍속 예측값을 구하는 것이다.

이렇게 도출된 일사량 및 풍속 예측 프로파일은 각각 태양광 및 풍력 변환식을 적용해서 태양광과 풍력 프로파일로

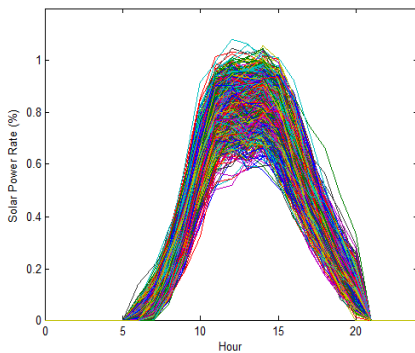


Fig. 6. 1000 Forecasting profiles of solar PV generation

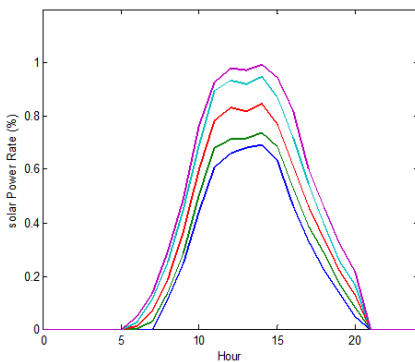


Fig. 7. 5 Representative profiles of solar PV generation

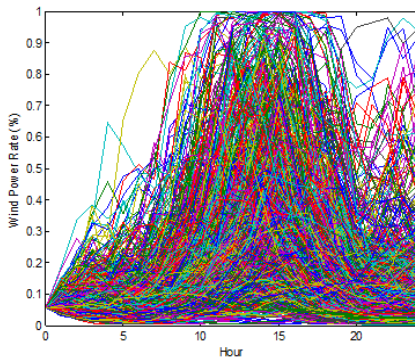


Fig. 8. 1000 Forecasting profiles of wind generation

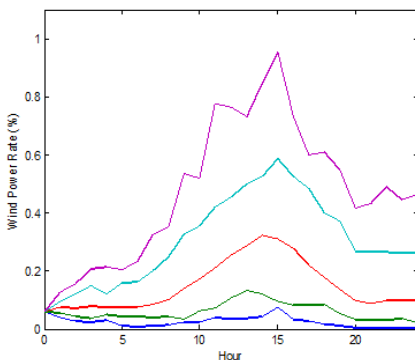


Fig. 9. 5 Representative profiles of wind generation

변환한다. 태양광과 풍력으로 변환된 1,000개 예측 프로파일은 Fig. 6과 Fig. 8에 제시되어 있다.

변환된 태양광 및 풍력 예측 프로파일에서 변동성과 불확실성을 명확하게 표현하기 위해 1,000개 프로파일 중 중위값, ± 1 표준편차, ± 2 표준편차의 5개 대표 프로파일을 추출하였는데 해당 프로파일은 Fig. 7과 Fig. 9에 제시되어 있다.

4. 결과

4.1 일사량 및 풍속 확률모형 추정 결과

Table 3과 Table 4는 각각 16개 태양광 및 풍력 지점 확률모형의 설명력을 보여준다. Stage 1의 설명력(Adjusted R^2)과 stage 2까지 포함한 설명력(Pseudo R^2)²⁾ 두 가지를 표시하였다. 일사량 확률모형에서 stage 1의 설명력은 평균적으로 75%~80% 수준이고, stage 2의 설명력은 95% 안팎이다.

Table 4에서 나타난 풍속 확률모형의 설명력은 일사량

Table 3. R^2 of Statistics Models for 16 solar PV farms

Site num	Solar farms	Adjusted R^2 (stage 1)	Pseudo R^2 (stage 2)
s1	Seoul	0.7680	0.9540
s2	Incheon	0.7728	0.9613
s3	Daejeon	0.7941	0.9532
s4	Daegu	0.8019	0.9560
s5	Kwangju	0.7778	0.9518
s6	Ulsan	0.7170	0.9565
s7	Busan	0.7756	0.9585
s8	Keyonggi	0.7840	0.9584
s9	KAngwon	0.7928	0.9558
s10	Chungbuk	0.7911	0.9530
s11	Chungnam	0.7665	0.9541
s12	Jeonbuk	0.7759	0.9503
s13	Jeonnam	0.7620	0.9544
s14	Kyeongbuk	0.8079	0.9595
s15	Kyeongnam	0.7849	0.9541
s16	Jeju	0.7195	0.9501

$$2) \text{Pseudo } R^2 = 1 - \frac{\text{var}(\text{stage 2 WNR})}{\text{var}(\text{dependent variable})}$$

Table 4. R² of statistics models for 16 wind farms

Site num	Wind farms	Adjusted R ² (stage 1)	Pseudo R ² (stage 2)
w1	Koseong	0.2291	0.5529
w2	Taegisan	0.3672	0.7599
w3	Pyeongchang	0.3798	0.6449
w4	Samcheok	0.2015	0.5467
w5	Youngyang	0.2892	0.6150
w6	Kyeongju	0.1991	0.5839
w7	Youngkwang	0.2046	0.7493
w8	Youngheung	0.0790	0.7348
w9	Hangwon	0.1752	0.7887
w10	Seongsan	0.1836	0.7192
w11	Hanlim	0.1804	0.7791
w12	Saemankeum (offshore)	0.1431	0.7831
w13	Shinan (offshore)	0.0323	0.6588
w14	Yeosu (offshore)	0.1091	0.6485
w15	Youngdeok (offshore)	0.1561	0.7844
w16	Moseulpo (offshore)	0.2276	0.7952

모형보다 훨씬 낮다. Stage 1의 설명력은 약 30% 수준이고, stage 2까지의 설명력은 약 75% 수준이다. 이는 풍속의 변동성과 일관성이 일사량보다 훨씬 낮아서 확률모형으로 풍속의 패턴을 체계화하는 것이 일사량보다 어려움을 보여준다.

Table 5는 태양광 지점 중 첫 번째 지점인 서울지역의 일사량 확률모형 추정 결과값을 보여준다. 일사량 모형에서 ARMA 식의 MA 항은 1, 2, 3 항을 채택했고, AR항은

Table 5. Estimation results of solar PV farm 1 (Seoul)

2-stage ARMAX Estimation Results					
stage 1: OLS			stage 2: ARIMA		
Variables	Coefficient	t-statistics	Variables	Coefficient	t-statistics
constant	0.02834	11.09	mu	1.45E-05	0
daily cycle	0.48243	265.85	MA 1	-0.34041	-34.82
cdd	0.01423	36.29	MA 2	-0.16010	-16.21
hdd	-0.00122	-6.68	MA 3	-0.06050	-7.49
			AR 1	0.72454	92.46
			AR 23	0.14544	23.77
			AR 24	0.23966	39.9
Adjusted R ² : 0.767961			Pseudo R ² : 0.954012		

Table 6. Estimation results of wind farm 1 (Koseong)

2-stage ARMAX Estimation Results					
stage 1: OLS			stage 2: ARIMA		
Variables	Coefficient	t-statistics	Variables	Coefficient	t-statistics
constant	1.0251	173.98	MU	0.0002955	0.04
cy	0.18887	25.06	MA1	0.40147	41.62
sy	0.10811	26.76	MA2	0.09446	12.3
cy_2	-0.02855	-8.34	MA3	0.0402	5.54
sy_2	-0.05761	-16.91	MA4	0.02818	3.96
ch	-0.15239	-45.83	MA5	0.03156	4.55
sh	-0.08837	-26.1	AR1	0.9046	122.9
ch_2	0.021	6.76	AR24	0.06289	10.15
sh_2	0.0982	31.48			
cdd1	0.02663	24.39			
hdd1	-0.00939	-12.89			
Adjusted R ² : 0.229134			Pseudo R ² : 0.55285		

1, 23, 24항을 채택했다. Stage 1과 stage 2의 모든 설명 변수들이 통계적으로 유의함을 알 수 있다.

Table 6은 풍력 지점 중 첫 번째인 고성지역의 풍속 확률모형 추정 결과값을 보여주고 있다. 풍력모형은 다양한 연간, 일간 패턴을 설명하기 위해 여러 종류의 사이클 항이 stage 1에 포함되었다. 그리고 MA항은 1, 2, 3, 4, 5 항을, AR항은 1, 24항을 채택하였다. 풍력모형역시 stage 1과 stage 2의 모든 설명변수들이 통계적으로 유의함을 알 수 있다.

4.2 몬테카를로 시뮬레이션 기반 재생에너지 발전 예측 프로파일 추정

Fig. 10은 2030년 재생에너지 목표가 달성되었을 경우 여름철 대표일의 시스템 전체 풍력발전과 태양광 발전 변동성과 불확실성을 보여주고 있다. 전력시스템 전체 풍력발전은 Fig. 9에서의 개별 풍력발전패턴과는 달리 24시간 일정한 패턴을 보여주는데 이는 전국 16개 풍력단지의 풍력 패턴이 상이해 이를 합했을 때는 서로의 변동성이 상쇄되기 때문이다. 전체 전력시스템 풍력패턴이 일정하기 때문에 전력수요에서 전력시스템의 풍력발전량만 차감한 풍력 순수요 패턴도 기존의 수요패턴과 유사한 형태를 보여준다.

반면 태양광발전은 16개 모든 지점에서 해가 뜬 때 발전량이 증가했다가 해가 질 때 발전량이 감소하는 동일한 패

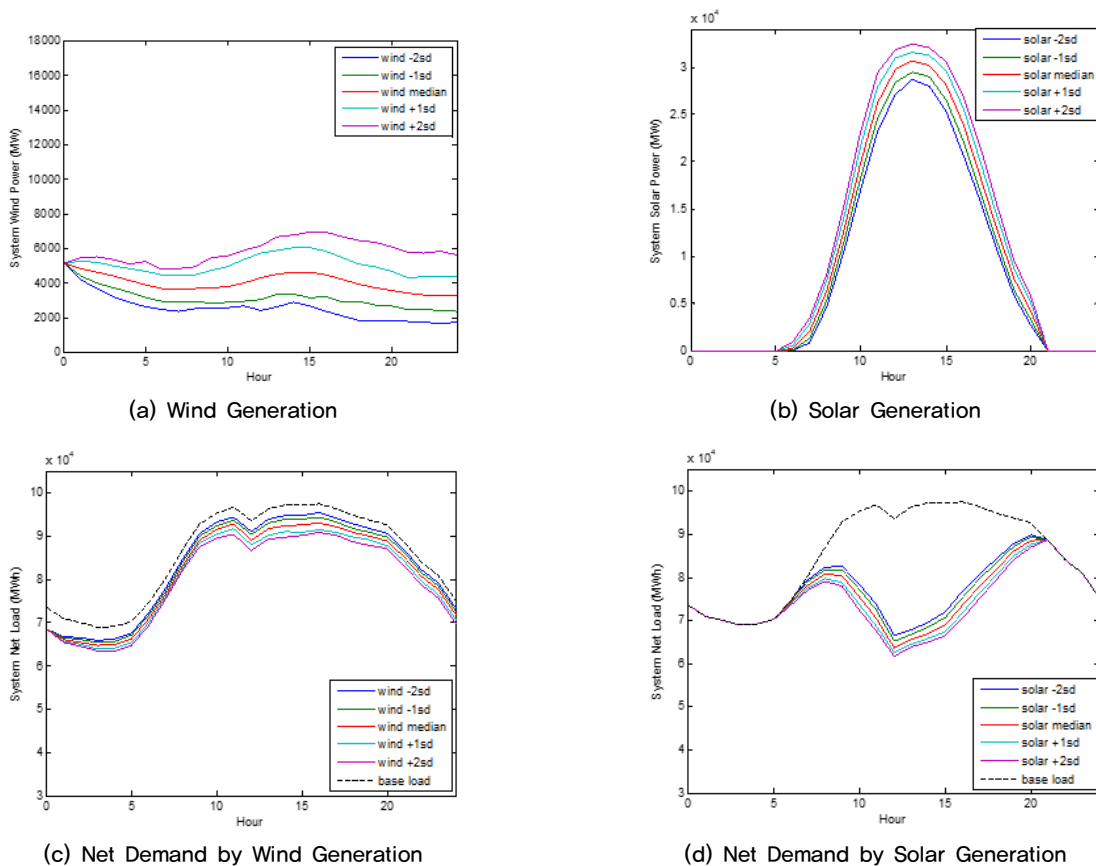


Fig. 10. Estimated net demand of wind generation and solar PV generation

턴을 가지기 때문에 전력시스템의 전체 태양광 발전패턴도 Fig. 10과 같이 낮시간에 집중된 형태를 보여준다. 그 결과 전력수요에서 태양광 발전만 차감한 태양광 순수요는 뚜렷한 덕커브 현상을 보여준다.

불확실성 관점에서는 일별 풍력의 최대 출력 불확실성 규모는 약 4,550 MWh 수준이고 태양광의 최대 출력 불확실성 규모는 약 4,450 MWh 수준이다. 2030년 태양광 설비용량이 풍력 설비용량의 두 배 수준임에도 불구하고 24시간 예측 불확실성의 크기는 두 재생에너지원이 비슷한 규모로 나타난 것이다. 이것은 풍력의 예측오차가 태양광의 예측오차보다 평균 두 배가량 높기 때문인 것으로 해석될 수 있다.

4.3 계절별 순수요 추정 결과

Fig. 11은 각 계절별 대표일의 2030년 순수요 패턴과 불확실성 추정결과를 보여주고 있다. 여름철과 겨울철의 순

수요 패턴은 덕커브가 상대적으로 경미하게 나타났다. 태양광발전이 시작되는 9시~17시 사이를 제외한 최저 순수요 수준 대비 덕커브가 최고치일 때의 순수요간의 비율로 덕커브 현상이 얼마나 심각하게 발생하는지를 가늠할 수 있는데 이를 본 연구에서 덕커브율³⁾이라 명명하였다. 이 덕커브율이 여름철은 약 87.4% 이고 겨울철은 덕커브 최저수요가 다른 시간 최저수요보다 높아 104.1%로 나타났다. 여름철 덕커브가 경미한 것은 피크시간 높은 냉방수요와 덕커브를 야기하는 태양광발전이 서로 상쇄되기 때문이다. 겨울철 덕커브가 경미한 것은 피크전력수요가 높고 태양광 발전량이 상대적으로 적기 때문이다.

반면 봄철과 가을철 덕커브 현상은 상대적으로 심각한 것으로 나타났다. 봄철과 가을철의 덕커브율은 66.4%와 55.9%로 이는 덕커브 최저수요가 다른 시간 최저수요의

3) 덕커브율 = 태양광 발전 시간 중 일일 최저수요 / 태양광 발전 시간 제외한 시간의 일일 최저수요

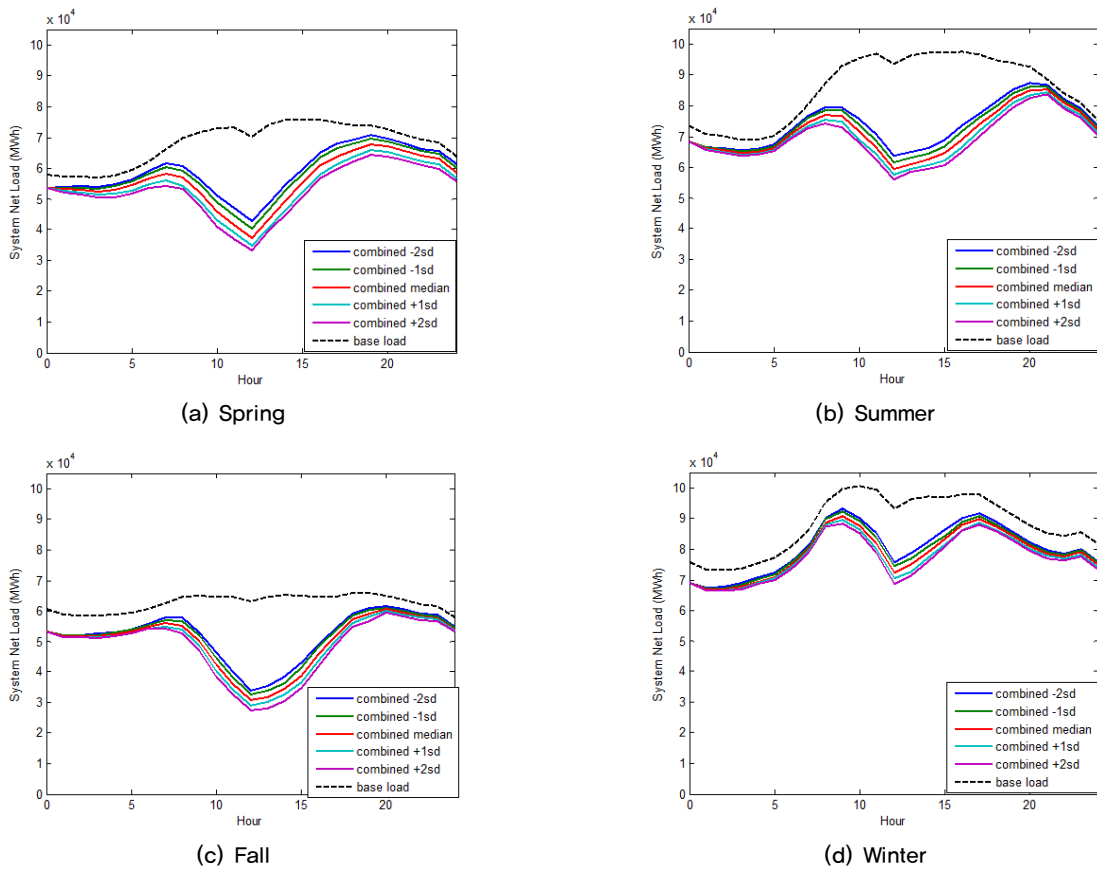


Fig. 11. Net demand patterns of four seasons in 2030

약 66%와 56% 수준 밖에 되지 않는다는 것으로 전력시스템 운영에 어려움이 발생할 수 있다는 것을 의미한다. 첫 번째 문제점은 기저부하 발전기를 효과적으로 사용하지 못하는데서 오는 전력시스템 비용 효율성 하락과 발전단가 상승이고, 두 번째 문제점은 턱커브시간 급격한 발전량 변동을 충족시켜줄 수 있는 유연성 자원들이 대거 필요함을 뜻한다.

하지만 본 연구결과는 2030년 수요가 현재와 같은 전력 수요패턴을 유지하며 8차전력수급계획 수준으로 늘어나는 것을 가정했을 때의 결과이기 때문에 정부가 적극적으로 수요자원들을 활용해서 전력사용패턴을 턱커브를 줄이는 방향으로 유도한다면 2030년에 실제로 우리가 마주하게 될 순수요 패턴은 Fig. 11에서 제시한 것보다는 보다 경미한 턱커브를 보일 수 있을 것이다.

순수요의 불확실성은 피크 기준 봄철은 약 8,750 MWh, 여름철은 약 7,540 MWh, 가을철은 약 5,320 MWh, 겨울

철은 약 6,280 MWh인 것으로 나타났다. 불확실성의 크기는 피크수요 대비 6%~11% 수준으로 턱커브가 초래하는 문제보다 경미하다. 그리고 순수요의 불확실성은 계절성보다는 재생에너지 발전량이 많은 날에 크게 나타나는 경향성을 보여준다.

Fig. 11은 현재의 전력수요패턴을 유지할 경우 2030년에 계절에 따라 상당한 수준의 턱커브 현상을 마주하게 되고 이는 전력공급의 안정성과 효율성이 훼손될 수 있음을 보여준다. 이에 대응하기 위해서는 선제적으로 턱커브를 완화하는 방향으로 수요패턴을 변화시켜야 할 것이다. 최근 들어 수요자원거래시장의 규모가 커지고 있고 스마트미터기 보급이 본격화되면서 수요자원을 탄력적으로 활용하고자 하는 노력이 본격화 되고 있다. 과거의 전력시장은 문제가 발생할 경우 공급측면에서 발전소와 송전망을 추가 건설함으로써 문제를 해결하는 것에 집중해 왔는데, 이제는 수요측면에서의 문제해결방안도 함께 고민하면서 보다

효율적으로 전력시스템 운영을 해나가야 할 필요가 있다. 특히 2030년 변동성 재생에너지가 높은 수준으로 보급될 경우 공급측면만을 이용한 문제해결은 고비용 저효율 구조의 전력시스템을 유발할 수 있다. 따라서 적극적인 수요자원 활용을 통해 2030년 우리가 마주하게 될 덕커브를 완화하는 방향으로 수요패턴을 변화시켜 간다면 지속가능하고 친환경적인 재생에너지 보급이 원활히 이루어 질수 있을 것이다.

5. 결론

본 연구에서는 3020계획에 따라 변동성 재생에너지가 전력시스템에 도입될 경우 전력시스템 운영관점에서 중요도가 매우 높은 수요의 변동성과 불확실성이 어떠한 수준에 이르게 될지 분석하였다. 2030년 태양광과 풍력의 변동성과 불확실성을 시계열모형에 기반한 확률모형과 몬테카를로 시뮬레이션 기법을 적용해서 체계적으로 분석하여 2030년 수요 프로파일을 도출하였다.

계절별 수요의 변동성 관점에서 피크수요가 높은 여름철과 겨울철보다, 피크수요가 낮은 봄철과 가을철에 덕커브현상이 심하게 발생되어 전력시스템 운영의 안정성과 효율성에 상대적으로 큰 영향을 미칠 것으로 분석되었다. 한편, 수요의 불확실성은 특별한 계절성은 없었으며 재생에너지 발전량이 높은 날에 상대적으로 수요의 불확실성이 높아지는 것을 확인할 수 있었다.

2030년 재생에너지가 유발하는 덕커브 현상은 전력시스템 운영에 어려움을 초래할 가능성이 있다. 덕커브문제를 완화하기 위한 방법으로 다음의 3가지 부분에서 고민이 필요하다. 첫째, 수요자원의 적극적인 활용이 필요하다. 스마트 미터의 본격적인 보급으로 실시간 차등적인 가격정보 제공과 전력수요 계측이 가능해졌다. 따라서 스마트 미터를 활용해서 덕커브발생시간에 전력수요증가를 적극적으로 유도한다면 상당부분 이 문제를 완화시킬 수 있을 것이다.

둘째, 덕커브를 완화시킬 수 있는 재생에너지 믹스에 대한 고민이 필요하다. 우리나라 풍력은 태양광발전과 상관관계가 높아서 풍력과 태양광 위주로 재생에너지가 보급될

경우 덕커브 현상이 가중된다는 문제가 있다. 이를 해결하기 위해서는 특히 태양광과 발전패턴과 음의 상관관계를 가져서 덕커브를 완화할 수 있는 재생에너지 비율 확대를 통해 균형있는 재생에너지 믹스를 개발하는 것이 필요하다.

셋째, 에너지저장장치 활용을 통해 적극적으로 다른 시간대의 전력수요를 덕커브시간으로 이동시키는 것이 필요하다. 최근 10년간 리튬이온 배터리의 가격이 거의 1/10 수준으로 하락하면서 에너지저장장치가 전력시스템자원으로 활용될 수 있을 정도로 가격경쟁력을 확보해가고 있다. 또한 리튬이온 배터리뿐 만아니라, P2G⁴⁾형태의 저장장치, 전기차배터리 등 다양한 저장장치들을 효율적으로 활용한다면 덕커브 완화에 상당부분 기여할 수 있다. LNG 발전과 같은 전통적 화석연료 자원이 아니라 저장장치를 통해서 수요의 변동성과 불확실성 문제를 해결한다면 더욱 친환경성과 지속가능성을 높일 수 있기 때문에 재생에너지 보급의 취지에 더욱 부합하는 방법일 것이다.

본 연구의 한계로 연구 자료의 제약으로 인해 태양광 및 풍력 발전을 더욱 정교하게 할 수 있는 기상자료를 모형에 포함시키지 못했다는 것이다. 또한 기상자료를 통해 발전량을 추정하는 것이 아니라 해당지역 신재생단지의 발전 프로파일 정보가 있으면 더욱 정확한 발전량 추정 모형을 구축할 수 있는데 이 부분도 데이터가 존재하지 않아 연구의 한계로 존재한다.

감사의 글

본 연구는 2018년도 에너지경제연구원의 지원을 받아 수행한 연구과제입니다(에너지경제연구원 기본연구보고서 18-28).

References

- [1] Ministry of Trade, Industry and Energy, 2017, "8th basic plan for long-term electricity supply and demand

4) Power to Gas: 전력으로 수소를 생성해서 수소를 저장해두었다가 전력이 필요할 때 다시 연료전지기술을 이용해 발전하는 기술

- (2017-2031)”, 2017-611.
- [2] Korea Wind Energy Industry Association, 2015, “Status and Statistics of Wind Generation”.
- [3] New and Renewable Energy Center, Korea Energy Agency, 2017, “Supply Statistics of New and Renewable Energy in 2016”.
- [4] Olauson, J., Ayob, M.N., Bergkvist, M., Carpman, N., Castellucci, V., Goude, A., Lingfors, D., Waters, R., and Widen, J., 2016, “Net load variability in Nordic countries with a highly or fully renewable power system”, *Nature Energy*, 1(16175).
- [5] Kaur, A., Nonnenmacher, L., and Coimbra, C.F.M., 2016, “Net load forecasting for high renewable energy penetration grids”, *Energy*, **114**, 1073-1084.
- [6] Denholm, P., and Hand, M., 2011, Grid flexibility and storage required to achieve very high penetration of variable renewable electricity”, *Energy Policy*, **39**(3), 1817-1830.
- [7] Kim, S.D., and Kim, Y.S., 2016, “Effects of renewable energy on peak-time power supply”, *Resource and Environmental Economics Review*, **15**(2), 269-296.
- [8] Yoon, S.K., Kim, Y.S., Moon, H.D., Lim, H. J., and Kwon, P.S., “Study on utilizing electric vehicles for the variability of renewable energy”, *New. Renew. Energy*, **15**(2), 74-80.
- [9] Jeon, W.Y., and Mo, J.Y., 2017, “The economic cost of wind uncertainty – The case of Jeju island”, *New. Renew. Energy*, **13**(2), 21-29.
- [10] Climate Data Open Portal, 2015-2017, “Climate Observation Data”.
- [11] Korea Meteorological Administration, 2015, “Types and methods of climate data statistics”.
- [12] Jeon, W.Y., 2015, “A study on the development of stochastic power System Optimization Model”, Korea Energy Economics Institution, 15-15.
- [13] Cho, S.M., and Cho, I.H., 2018, “A study on stabilizing power system for the expansion of variable renewable generation”, Korea Energy Economics Institution, 18-28.