

국내 풍력발전 이용률의 변동성 특성 분석

백천현^{1†} · 정용주² · 김영진³

¹동의대학교 산업경영빅데이터공학과, 교수

²부산외국어대학교 국제마케팅학과, 교수

³부경대학교 시스템경영공학부, 교수

Analysis of Volatility Characteristics of Wind Power Capacity Factors in Korea

Paik Chunhyun^{1†} · Chung Yongjoo² · Kim Young Jin³

¹Professor, Dept. of Ind. Management & Big Data Engineering., Dongeui University

²Professor, Dept. of Global Marketing, Busan University of Foreign Studies

³Professor, Dept. of Systems Management & Engineering, Pukyong National University

†Corresponding author: chpaik@deu.ac.kr

Abstract

The high volatility caused by the intermittent nature of wind power generation adds uncertainty to power grid systems. Herein, we analyzed the characteristics of domestic wind power output by focusing on the volatility of capacity factors. Initially, the average characteristics and the number and duration of ramps, which are representative measures of the volatility of the capacity factors, were analyzed by year and month, using the data for 2018 ~ 2022 with a temporal resolution of 1 h. Subsequently, we generated data at various resolution levels using the 2019 data with a temporal resolution of 5 min and analyzed how the number and duration of ramps were affected according to the resolution. The results showed that the frequency and duration of ramps strongly depended on the time resolution of the data, and that evaluating and considering ramp characteristics can assist in enhancing the flexibility of power system operations by mitigating rapid ramp events.

Keywords: 풍력발전(Wind power), 이용률(Capacity factor), 변동성(Volatility), 해상도(Resolution), 증감발(Ramps)

1. 서론

국내 풍력발전 설비용량은 2022년에 약 1,934 MW으로 최근 10년동안 연평균 약 13.5%의 성장을 이루었으며, 2036년에는 약 34.1 GW에 이를 것으로 예상된다¹⁾. 간헐성(intermittent)이 높은 재생에너지 비중이 증가함에 따라 발전 출력의 변동성이 커져 여러 가지 국가 전력계통시스템에 새로운 불확실성을 가중시키고 있다^{2,3)}. 정격용량(rated capacity) 대비 출력(발전)량 비율인 이용률(capacity factor)은 발전 효율을 나타내는 대표적인 척도 중 하나이다^{4,5)}. 참고문헌⁶⁾은 미국 서부 광역계통지역(balancing authority

 OPEN ACCESS



Journal of the Korean Solar Energy Society
Vol.44, No.1, pp.39-50, February 2024
<https://doi.org/10.7836/kjes.2024.44.1.039>

pISSN: 1598-6411

eISSN: 2508-3562

Received: 16 October 2023

Revised: 1 December 2023

Accepted: 21 December 2023

Copyright © Korean Solar Energy Society

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution NonCommercial License which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

area)을 대상으로 시간단위 이용률 자료를 이용해 풍력발전의 피크기여도(capacity credit)를 산정하였다. 문헌⁷⁾에서는 국내 전체의 시간단위 풍력 이용률 자료를 이용해 여러 가지 피크기여도 산정 방법을 제시하고 비교하였다. 상당 기간의 풍력발전 운용 자료가 축적된 국외에서는 다양한 공간적(spatial) 또는 시간적(temporal) 해상도 하에서 이용률 및 출력의 변동성 분석에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다^{2,8,9)}. 문헌¹⁰⁾에서는 재생에너지 출력의 변동성을 시간 해상도별로 구분할 수 있는 척도와 에너지(전력)의 품질 특성을 연구하였다.

발전 역사가 비교적 짧은 국내 풍력에 관한 공개 자료는 매우 빈약한 것이 현실이다. 본 연구에서 파악한 바에 의하면, 최근 들어서야 전력통계정보시스템(EPSS)에서 연평균 이용률이 지역별로 연단위로 제공되고 있으며¹¹⁾, 공공데이터포털에서 몇몇 연도의 시간단위 발전량 자료가 산발적으로 공개되어 있는 정도이다¹²⁾. 현재까지 시간 해상도가 가장 높은 국내 자료는 2019년 단일 연도의 5분단위 자료가 있는데 공공데이터포털에 공개되어 있다. 한편, 공개된 국내 자료 대부분의 공간 해상도는 지역 또는 국가 전체이며, 풍력터빈(wind turbine) 또는 풍력단지(wind farm)와 같이 보다 높은 공간 해상도 자료는 제주도 등 일부 지역의 자료로 국한된다. 문헌¹³⁾은 EPSS 공개된 자료를 이용해서 국내 풍력발전의 현황 그리고 월 단위 이용률 데이터와 풍력자원지도와의 상관관계를 분석하였다. 그리고 문헌¹⁴⁾에서는 전력거래소에서 확보한 7개년(2011 ~ 2017년) 시간단위 데이터를 이용해서 국내 풍력발전의 이용률과 피크기여도를 연구하였다.

본 연구에서는 최근 5개년(2018 ~ 2022년) 발전량 및 설비용량 자료를 이용해서 풍력발전 이용률의 특성을 다양한 측면에서 분석한다. 먼저, 시간단위 해상도의 이용률의 평균적인 특성을 살펴본다. 다음으로, 이용률의 변동성 특성을 중점적으로 분석한다. 변동성 특성은 시간 해상도가 시간(hour)인 경우와 보다 높은 해상도의 경우를 구분하여 비교 분석한다. 본 연구의 분석 결과는 예비력(reserve), 에너지저장장치(ESS) 연계 등과 같이 시간 해상도에 따라 변동성 특성을 다르게 요구하는 전력시스템 운영에 효과적으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

2. 자료와 이용률

2.1 자료

풍력터빈 또는 풍력단지와 같이 높은 공간 해상도와 발전 단위가 공간적으로 응집(aggregation)된 보다 낮은 해상도를 비교하면, 해상도에 따라 발전 변동성이 영향을 받는 것으로 알려져 있다^{2,8)}. 국내 가용 자료의 한계로, 본 연구에서는 국내 전체의 발전량이 모두 합산된 공간 해상도만을 대상으로 한다. 시간해상도는 다음 두 종류가 고려된다. 먼저, 단위시간이 한 시간(1 hour)인 해상도 자료(1-hr)는 전력거래소에서 제공받은 5개년(2018 ~ 2022년) 동안의 연도별 자료로, 시간별 풍력발전의 평균출력(MW)과 설비(정격)용량이 포함되어 있다. 이 자료는 일년을 8760(=365일/년 × 24시간/일) 시간대로 구분하였는데, 윤년이 포함된 연도(2020년)의 2월29일 데이터는 제외하였다. 한편, 단위시간이 5분인 해상도 자료(05-min)는 공공데이터포털에서 확보한 것으로, 일년이 5분단위로 구분되어 105,120(=8760시간/년 × 12개/시간)개의 평균출력 데이터가 포함되어 있다. 5개년에 걸친(1-hr) 자료와는 다르게(05-min) 자료는 2019년에 단일 연도 자료만이 이용된다. 한편, 평균출력

과 같이 한 시간 단위로 주어지는 정격설비용량(installed rated capacity)은 동일 연도라도 시점마다 다를 수 있다. 본 연구에서는 시간별 용량 자료를 사용하였으며, 자료 분석과 통계 처리는 모두 R S/W를 이용하였다.

2.2 이용률

1-hr 시간 해상도에서, 시간 t 의 정격용량(cap_t)과 평균출력(gen_t)이 주어졌을 때, 시간 t 의 이용률은 $cf_t = \frac{gen_t}{cap_t}$, 여기서 gen_t 와 cap_t 의 단위는 모두 MW이다. Fig. 1은 2022년 일년 8760시간 동안의 시간별 이용률을 예로써 보여준다. 그리고 Fig. 2는 이용률에 관한 기술통계량(descriptive statistic)을 연도별로 그리고 5개년 자료의 평균을 박스플롯(boxplot)으로 비교하며 보여준다. 여기서 5개년 자료의 평균(cf_t^{ave})은 각 시간대별로 연도별 이용률($cf_t^{(y)}$)을 해당 연도의 설비용량으로 가중평균(weighted average) ($w^{(y)}$)하여 구하였다. 이 때 연도별 설비용량($cap^{(y)}$)은 12월31일 용량을 기준으로 하였다, 즉

$$cf_t^{ave} = \sum_{y=2018}^{2022} w^{(y)} cf_t^{(y)}, \text{ 여기서 } w^{(y)} = \frac{cap^{(y)}}{\sum_y cap^{(y)}}. \quad (1)$$

Fig. 2에서는 박스플롯이 포함하는 통계량(중앙값(median), 분위수(quantile), 이상점(outliers) 등)에 평균(mean), 표준편차(standard deviation) 그리고 범위(range)가 추가되었다. 여기서 범위는 (평균±표준편차)을 의미한다. 그림에서 보면, 2018 ~ 2022년 모든 연도에서 이용률의 평균값이 중앙값보다 크다. 이는 이용률의 분포가 양(positive)의 왜도(skewness)을 가지는 것으로, 분포의 오른쪽 꼬리가 왼쪽보다 더 길다는 사실을 보여준다. 한편, 이상치(outliers)는 분석결과를 왜곡시키는 것으로 여겨져 일상적인 통계처리에서는 제거되는 것이 일반적이지만, 이용률 산정에 사용된 평균출력에는 풍속 등 기후 환경적 요소와 고장 및 정지와 같은 시스템 운용적 요소 모두가 반영된 자료로 생각할 수 있으므로, 본 연구에서는 이상치를 분석 자료에 포함하였다.

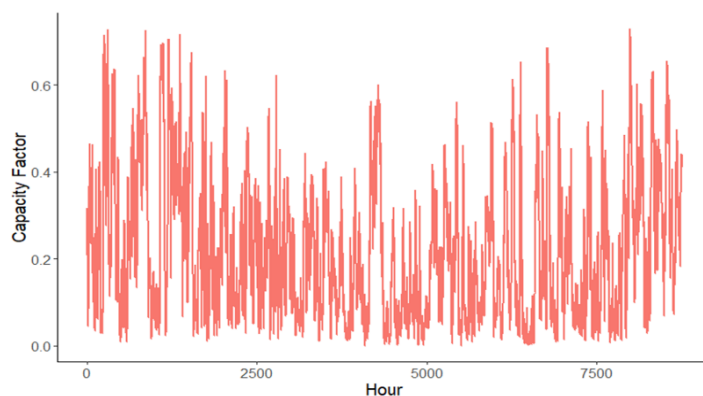


Fig. 1 Capacity factors of wind power by hour for whole year of 2022

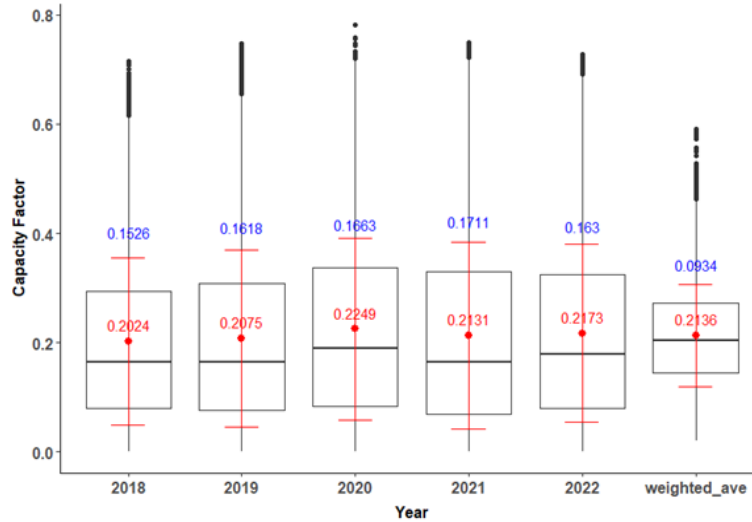


Fig. 2 Box plots of capacity factors of wind power by year (2018 ~ 2022)

한편, 5년 가중평균화된 자료의 변동성(표준편차 또는 범위)은 개별 연도 자료에 비해 상당히 작은 값을 갖는데, 실제로 2018 ~ 2022년 이용률의 변동계수(coefficient of variance)는 약 0.74 ~ 0.80인데 반해서 가중평균화된 자료의 변동계수는 약 0.44이다. 이는 서로 독립적인 자료의 가중평균으로 인한 일종의 완화효과(smoothing effect)에 기인한 것으로, 가중평균화된 자료는 변동성이 과소추정(under-estimation)될 수 있음을 시사한다.

Table 1은 5개년 평균 이용률을 월별과 시간대별로 보여준다. 겨울(12월, 1 ~ 2월) 이용률은 모든 시간대에 서 다른 계절에 비해서 큰 값을 가진다. 이와는 달리 여름(6 ~ 8월)에 속한 월의 이용률은 가장 낮은 값을 가진다. Fig. 3에서 보여주듯이, 봄(3 ~ 5월)과 가을(9 ~ 11월)의 이용률은 겨울과 여름의 이용률의 중간 정도이다. 시간대별로 이용률의 변화 패턴을 살펴보면, 주로 밤과 새벽시간에 높은 값을 가지는 봄, 가을, 겨울과는 다르게 여름의 이용률은 오후 2 ~ 4시 사이에 상대적으로 높은 값을 가지는 것으로 나타났다.

3. 이용률의 변동성 특성

먼저, 1-hr 시간 해상도 자료를 대상으로 이용률의 변동성을 분석하고 다음으로 단위시간이 5분인 05-min 해상도 자료를 대상으로 한다.

3.1 1-hour 해상도

시간 Δt 동안 이루어진 평균출력의 절대변화량($|gen_{t+\Delta t} - gen_t|$)이 일정수준(G_c) 넘어선 것을 증감발(ramp)의 발생이라 하는데, 이는 풍력발전의 변동성을 가늠하는 대표적인 척도로 알려져 있다^{2,10,15,16}.

$$|gen_{t+\Delta t} - gen_t| > G_c \tag{2}$$

Table 1 Capacity factors of wind power by month and hour (2018 ~ 2022 avg)

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1	0.299	0.323	0.258	0.234	0.215	0.148	0.129	0.169	0.159	0.182	0.223	0.322
2	0.301	0.327	0.254	0.233	0.213	0.149	0.132	0.172	0.156	0.187	0.229	0.325
3	0.303	0.328	0.252	0.232	0.214	0.146	0.133	0.173	0.155	0.189	0.232	0.325
4	0.303	0.328	0.248	0.231	0.214	0.142	0.133	0.172	0.155	0.191	0.233	0.325
5	0.300	0.322	0.245	0.230	0.212	0.138	0.133	0.170	0.157	0.193	0.235	0.324
6	0.297	0.317	0.246	0.233	0.211	0.133	0.133	0.166	0.158	0.196	0.237	0.326
7	0.290	0.307	0.245	0.226	0.204	0.125	0.132	0.160	0.160	0.193	0.232	0.315
8	0.285	0.297	0.235	0.213	0.190	0.114	0.126	0.153	0.158	0.187	0.226	0.304
9	0.277	0.279	0.221	0.199	0.178	0.107	0.119	0.148	0.153	0.174	0.212	0.294
10	0.297	0.298	0.240	0.225	0.208	0.110	0.114	0.146	0.149	0.162	0.215	0.311
11	0.289	0.293	0.237	0.225	0.207	0.111	0.113	0.146	0.145	0.155	0.205	0.299
12	0.278	0.280	0.226	0.214	0.197	0.112	0.113	0.148	0.144	0.153	0.197	0.287
13	0.270	0.272	0.216	0.202	0.183	0.112	0.115	0.149	0.145	0.155	0.197	0.282
14	0.269	0.270	0.211	0.200	0.176	0.140	0.149	0.186	0.172	0.163	0.205	0.284
15	0.275	0.275	0.219	0.207	0.179	0.147	0.150	0.185	0.176	0.172	0.213	0.291
16	0.286	0.285	0.231	0.219	0.186	0.142	0.137	0.166	0.166	0.180	0.217	0.303
17	0.294	0.295	0.245	0.230	0.197	0.133	0.123	0.147	0.156	0.184	0.221	0.309
18	0.296	0.298	0.248	0.231	0.200	0.128	0.115	0.139	0.153	0.191	0.228	0.316
19	0.308	0.309	0.250	0.229	0.200	0.125	0.111	0.134	0.166	0.237	0.256	0.331
20	0.311	0.320	0.261	0.236	0.207	0.130	0.119	0.142	0.175	0.242	0.257	0.333
21	0.313	0.323	0.266	0.237	0.212	0.137	0.124	0.151	0.174	0.224	0.247	0.333
22	0.304	0.320	0.266	0.237	0.213	0.139	0.124	0.155	0.166	0.202	0.236	0.324
23	0.300	0.318	0.263	0.237	0.212	0.144	0.126	0.160	0.163	0.186	0.227	0.321
24	0.299	0.317	0.261	0.233	0.213	0.148	0.127	0.166	0.162	0.183	0.226	0.322
Ave.	0.293	0.304	0.244	0.225	0.202	0.132	0.126	0.159	0.159	0.187	0.225	0.313

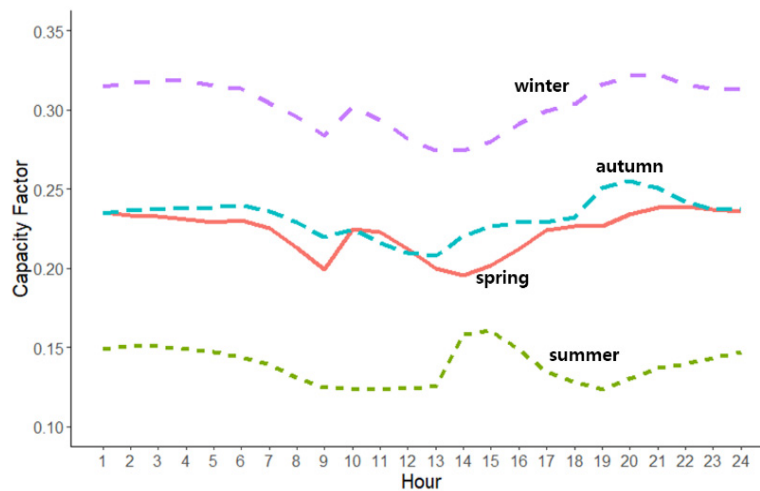


Fig. 3 Capacity factors of wind power by season and hour (2018 ~ 2022 avg)

그리고 시간(Δt)으로 정규화(normalized)한 척도인 증감발률(ramp rate)은 식(3)과 같다.

$$\left| \frac{gen_{t+\Delta t} - gen_t}{\Delta t} \right| > G'_c = \frac{G_c}{\Delta t} \quad (3)$$

Δt 를 단위시간으로 정하면, 증감발은 바로 증감발률이 되므로 아래에서는 단위시간을 1로 설정하고 두 척도를 구분없이 사용한다. 한편, 시간에 따라 설비용량이 다를 수 있는 상황을 고려하기 위해 평균출력을 설비용량으로 정규화하면, 식(2)는 식(4)가 된다, 식(4)에서 CF_c 는 이용률로 평가된 증감발 기준이다.

$$|cf_{t+1} - cf_t| > CF_c \quad (4)$$

연속적인 시간의 단순한 이용률 차이($cf_{t+1} - cf_t$)를 이용률의 절대적인 차이가 특정 값을 넘는 경우인 증감발과 구분하여 단계변화율(step change rate)로 부르기로 한다. Fig. 4는 2018년과 2022년 이용률의 단계변화율에 관한 도수분포표(frequency table)을 비교하며 보여준다. 절대치가 아니기 때문에 음수 값을 가질 수 있다. 그림과 같이 변화율의 평균은 0에 가까우며 변화율이 양(Up)인 경우와 음(Down)인 경우가 대칭에 가까운 모습을 보인다. 다른 연도의 경우도 비슷한 행태를 보인다. 증감발은 상대적으로 변화율이 매우 커서 주목해야할 변동성으로 취급되는 절대적인 단계변화율로 해석할 수 있다.

Table 2의 두번째와 세번째 열 각각은 단계변화율의 절대값($|cf_{t+1} - cf_t|$)에 관한 평균과 표준편차를 보여준다. 5개년 이용률의 단계변화율 변동계수는 약 0.93 ~ 0.96에 속하는데, 변동성이 큰 풍력발전의 특성을 수치로 확인할 수 있다. 한편, 마지막 열은 이용률 단계변화율의 최대 증감을 보여준다.

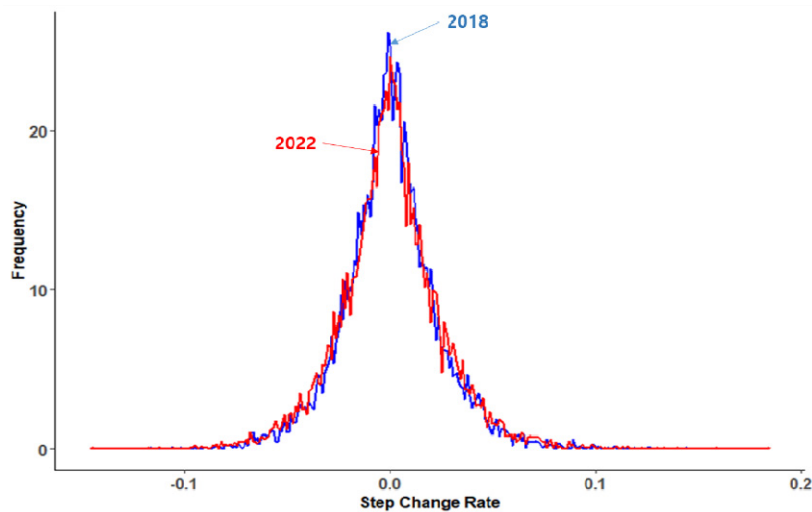


Fig. 4 Distribution of step change rates of wind power capacity factors (2018, 2022)

Table 2 Statistics on step change rates of wind power capacity factors

Year	Average	Standard deviation	Maximum	
			Up	Down
2018	0.0171	0.0160	0.1440	-0.1161
2019	0.0187	0.0178	0.1632	-0.1083
2020	0.0195	0.0181	0.1459	-0.1374
2021	0.0182	0.0176	0.1843	-0.1074
2022	0.0187	0.0178	0.1837	-0.1451

본 연구에서는 절대적인 단계변화율이 증감발로 구분되는 기준(CF_c)을 3σ 로 설정하였다. 여기서 σ 는 Table 2에 주어진 표준편차를 나타낸다. 즉, 단위시간에 발생한 이용률의 변화(증가 또는 감소)가 3σ 이상이면 이를 증감발 사건(ramp event)이 발생한 것으로 간주하였다. Table 3에서는 증감발 사건이 발생한 수를 연도별로 증가(Up)와 감소(Down)로 구분하여 보여준다. 증감발 사건의 수가 많이 발생할수록 이용률의 급격한 변동이 심한 것으로 이해할 수 있다. 증감발 사건 수의 연도별 차이가 비교적 크지 않은 점이 주목된다.

Table 3 Summary of ramp events of wind power capacity factors

Year	Up Ramp Events			Down Ramp Events		
	# of events	Avg duration (hr)	Max duration (hr)	# of events	Avg duration (hr)	Max duration (hr)
2018	161	3.161	14	154	3.870	14
2019	164	3.359	15	134	4.343	16
2020	167	3.191	12	145	3.944	15
2021	178	3.117	12	143	3.594	12
2022	160	3.375	14	143	4.300	16

증감발 발생 수와 함께 이용률의 변동성 수준을 가늠할 수 있는 또 다른 척도로 증감발 지속시간(ramp duration)이 있다^{15,16)}. 이용률의 절대적인 단계변화율이 3σ 이상인 특정 시간에 증감발 사건이 시작되고 변화율 추세가 Δ 시간 동안 연속적으로 증가(감소)방향으로 지속되다가 다음 시간대에 감소(증가)로 반전되었다면 Up (Down) 증감발 지속시간은 Δ 가 된다. Table 3에서 보듯이, Up 증감발 지속시간은 평균적으로 약 3.2시간 그리고 Down 지속시간은 조금 긴 약 4.0시간 정도로 나타났다. 그리고 표에는 연도별로 지속시간 중에서 가장 긴 지속시간(최대 지속시간)도 함께 보여준다. 지속시간은 풍력발전의 증감발 사건에 대처하는 예비력(reserve) 종류의 결정에 유용한 정보가 될 수 있다²⁾.

증감발 사건이 시간에 따라 불균등하게 발생한다는 사실은 월별로 증감발 사건의 비율을 보여주는 Table 4에서 확인할 수 있다. 5개년 평균으로 보면, Up 증감발은 12월이 그리고 Down 증감발은 4월에 가장 많이 발생하는 것으로 나타났다. 평균 이용률이 가장 큰(작은) 겨울(여름)의 증감발 사건의 발생 비율이 다른 계절에 비해

비교적 상대적으로 큰(작은) 특성을 보인다. 한편, 봄의 발생 비율이 대체로 가을에 비해 더 큰 값을 가지는 것으로 보는데, 특히 9월은 여름(6 ~ 7월)과 큰 차이를 보이지 않는다.

Fig. 5는 증감발 발생 비율에 관한 5개년 평균값을 계절별로 보여준다. Up 사건을 보면, 겨울과 봄은 유사한 행태를 보이는데 오전 10시와 저녁 8시경이 높은 비율을 보이고 오후 2 ~ 3경에는 낮은 값을 가진다. 여름에는 오후 2 ~ 3경에 가장 큰 값을 가지며 나머지 시간대는 비율의 변화가 비교적 완만하다. 가을은 오전 9시이후 저녁 8시까지 증가 추세를 보이고 그 이후 급격히 떨어지고 이 추세가 오전까지 지속되는 것으로 나타났다. Fig. 5(b)는 Down 사건의 시간별 비율을 보여주는데, 겨울은 오전 8시 그리고 오후 1시 ~ 2시 경에 높은 비율을 차지하는데, 증감발의 Up 다음에는 Down이 그리고 Down 다음에는 Up 반복되는 특성을 보여주고 있다.

Table 4 Ramp events of wind power capacity factors by month

	Up Ramp Events (unit:%)						Down Ramp Events (unit:%)					
	2018	2019	2020	2021	2022	Avg	2018	2019	2020	2021	2022	Avg
Jan	10.00	10.71	4.88	12.97	12.59	10.20	11.46	10.27	6.12	18.87	15.77	12.50
Feb	6.84	11.80	9.19	10.63	11.30	9.95	6.77	11.47	9.62	9.92	8.13	9.18
Mar	11.58	12.89	12.20	8.47	14.07	11.84	7.81	11.47	10.31	9.73	18.37	11.54
Apr	14.74	6.53	10.88	11.89	7.41	10.29	20.83	8.56	12.24	10.31	11.06	12.60
May	12.63	6.17	9.38	14.05	8.33	10.11	7.29	8.22	9.27	12.84	5.37	8.60
Jun	1.58	2.72	7.13	2.70	6.11	4.05	1.04	3.42	6.64	3.50	3.58	3.64
July	1.05	5.63	4.50	2.88	3.33	3.48	3.12	4.62	3.32	1.17	1.95	2.84
Aug	9.47	2.18	4.88	4.50	1.48	4.50	5.73	3.77	5.77	4.28	4.39	4.79
Sep	3.16	3.27	6.57	4.87	5.74	4.72	4.17	3.60	3.50	3.70	7.48	4.49
Oct	12.11	11.80	8.26	6.67	11.67	10.10	15.62	8.22	11.19	7.59	8.62	10.25
Nov	2.63	11.07	11.82	9.73	7.41	8.53	6.25	13.53	13.81	7.20	7.32	9.62
Dec	14.21	15.24	10.32	10.63	10.56	12.19	9.90	12.84	8.22	10.89	7.97	9.96

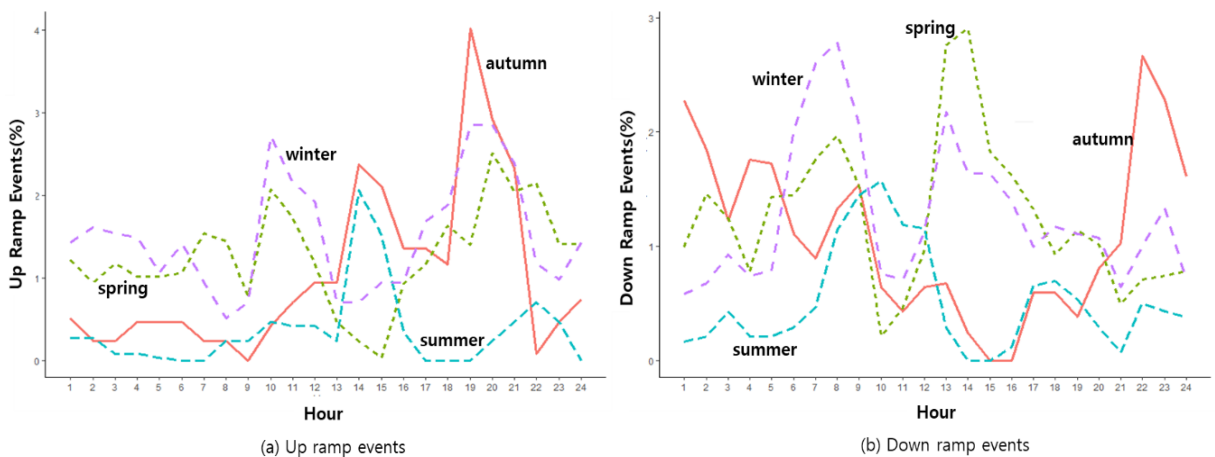


Fig. 5 Up/Down ramp events by season and hour (2018 ~ 2022 avg)

3.2 Sub-hour 해상도

아래에서는 1-hr 보다 높은 다양한 해상도에서 이용률의 변동성 특성을 분석한다. 단위시간이 5분으로 시간 해상도가 05-min인 2019년 자료를 이용해서 단위시간이 10분, 15분, 20분, 30분, 60분인 자료를 생성하였다. 05-min 해상도 자료에는 한 시간이 5분 간격으로 12개로 구분되어 일년이 총 105,120개의 시간단위로 나누어진다. 편의상, 단위시간이 r 분인 해상도를 r -min으로 표시한다($r = 05, 10, 15, 20, 30, 60$). 물론, 60-min 해상도는 1-hr와 동일하다. 05-min 보다 낮은 해상도의 단위시간 평균출력은 주어진 연속적인 5분 단위 평균출력을 합산(또는 응집(aggregate))하여 구한다. 예를 들어 해상도가 10-min인 경우, 연속적인 5분 단위 평균출력 2개를 합하여 총 52,560 (=8760 × 6)개의 10분 시간단위 평균출력 자료가 만들어진다. 해상도 r -min의 단위시간 평균출력 생성을 위해 합산되는 5분 단위시간의 수를 $W^{(r)}$ 이라고 하자(예, $W^{(10)} = 2$). 그러면, 특정 시간 t 에 속한 단위시간의 수는 $N^{(r)} = 12 / W^{(r)}$ 가 된다.

시간 t 에 속한 n 째 단위시간의 평균출력을 $G_{t,n}^{(r)}$ (MW)으로 표시하면, 시간 t 에 속한 n 번째 단위시간의 이용률 $cf_{t,n}^{(r)}$ 은 다음과 같다.

$$cf_{t,n}^{(r)} = \frac{G_{t,n}^{(r)} \times N^{(r)}}{cap_t}, n = 1, \dots, N^{(r)}, t = 1, 2, \dots, 8760 \quad (5)$$

그리고, 시간 t 의 이용률 $cf_t^{(r)}$ 는

$$cf_t^{(r)} = \frac{\sum_n cf_{t,n}^{(r)}}{N^{(r)}}, t = 1, 2, \dots, 8760 \quad (6)$$

위 식에서 보듯이 시간 t 의 이용률은 $cf_t^{(r)}$ 은 시간 해상도 r 수준에 관계없이 같다.

시간 해상도에 따라 이용률의 증감발 특성을 살펴보기에 앞서, 먼저 05-min 해상도 자료를 대상으로, 한 시간 동안의 5분 단위 이용률의 변동성을 살펴보기 위해서 시간 t 에 5분 단위시간별 이용률 $cf_{t,n}^{(05)}$ ($n = 1, \dots, 12$)의 표준편차 std_t 을 식(7)과 같이 산정하였다.

$$std_t = \sqrt{\frac{\sum_n (cf_{t,n}^{(05)} - cf_t^{(05)})^2}{N^{(05)} (= 12)}} \quad (7)$$

즉, 표준편차 std_t 는 5분 단위로 관측된 이용률에 관한 일종의 intra-hour 변동성을 나타낸 것으로, Fig. 6은

2019년 05-min 시간 해상도 자료를 이용해 산정한 시간 t 의 평균 이용률 $cf_t^{(05)}$ 와 표준편차 std_t 을 보여준다. 가독성을 위해 2019년 전력수요(electricity demand)가 상위 200위에 속한 시간대(피크타임)만을 그림에 표기하였다. 그림에서 보듯이, 표준편차의 크기는 시간단위 이용률의 절대적인 값과 관계없이 보이는데, 이는 1-hr 시간 해상도 이용률 자료로 파악하기 어려운 풍력발전의 변동성 특성이 존재할 가능성을 시사한다. 이렇게 낮은 해상도에서 파악하기 어려운 변동성은 출력 주파수의 안정화, 출력제한 등의 단기적인 전력 시스템의 운용과 더불어 풍력발전의 피크기여도 산정과 같은 장기전력계획에 불확실성을 더할 수 있다.

다음으로 시간 해상도에 따른 증감발 특성을 살펴본다. Table 5는 05-min에서 30-min 해상도에 이르기까지 5가지 해상도 각각의 증감발 특성을 보여준다. 이용률의 증감발은 1-hr 해상도의 경우와 동일하게 각 해상도의 단위시간에 발생한 이용률의 절대적인 단계 변화(증가 또는 감소)가 3σ 를 넘는 것으로 정하였다.

표에서 보여주듯이, 2019년 1-hr 해상도에서 164번 발생한 Up 증감발 사건(Table 3)은 해상도가 높아질수록 큰 값을 가진다. 물론, Down 증감발의 경우도 마찬가지이다. 평균 지속시간을 보면 05-min 해상도에서는 약 0.104 hr (=1.244 × 5분/60분/시간)이고, 해상도가 낮아짐에 따라 점차 증가해서 30-min 해상도에서는 약 0.869 hr (=1.738 × 30분/60분/시간) 그리고 1-hr 해상도에서 3.359 hr가 된다. 이것은 낮은 해상도의 이용률 자료는 증감발 사건의 수는 과소평가되는 반면에 지속시간은 과대평가되는 경향이 있음을 명확하게 보여준다. 이는 간헐성 대비 예비력(reserve)의 확보, 주파수 조정 등 전력계통의 여러 가지 운영계획 수립에 있어 낮은 해상도 이용률 자료의 이용은 왜곡된 결과를 초래할 수 있음을 강력하게 시사한다. 마지막으로 Fig. 7은 해상도별로 증감발의 평균(선그래프)과 표준편차(막대그래프)를 함께 보여준다. 해상도가 높을수록 평균과 표준편차 모두 커진다는 사실을 그림에서 확인할 수 있다.

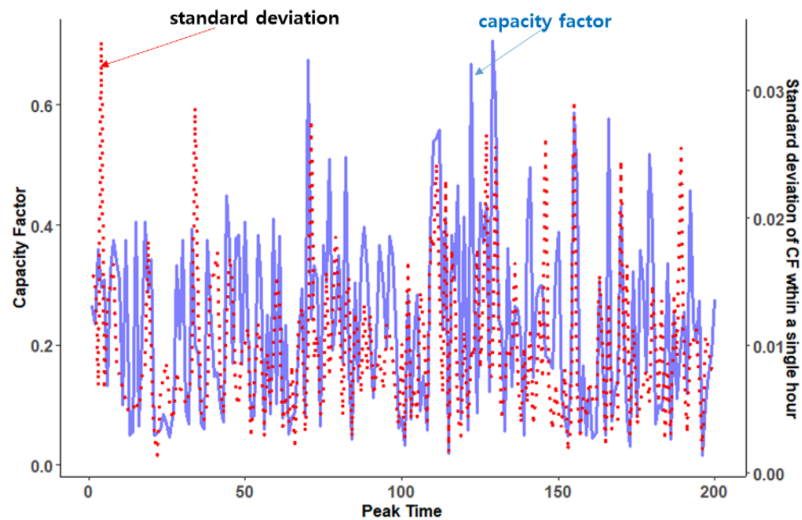


Fig. 6 Standard deviations of capacity factors in the 5-min time resolution during peak times

Table 5 Summary of ramp events of capacity factors in the different temporal resolutions

Year	Up Ramp Events			Down Ramp Events		
	# of events	Avg duration	Max duration	# of events	Avg duration	Max duration
05-min	798	1.244	12	801	2.229	11
10-min	313	1.757	9	271	2.380	23
15-min	217	1.945	9	193	2.358	16
20-min	196	1.878	8	184	2.614	16
30-min	168	1.738	7	163	2.258	17

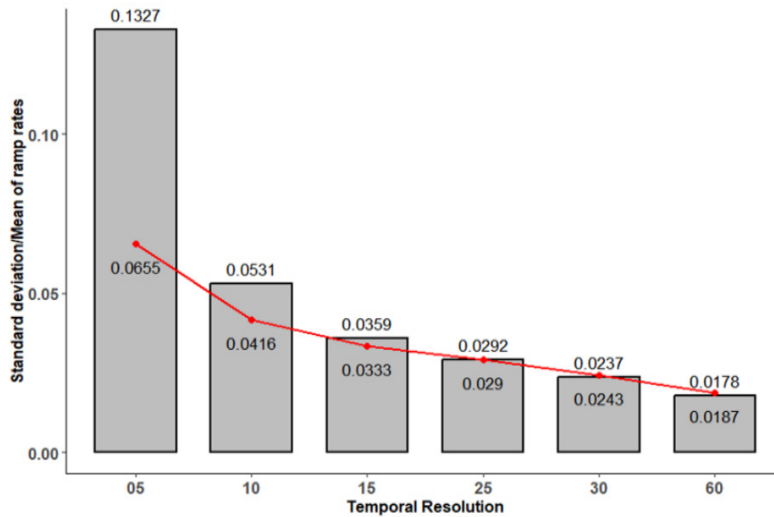


Fig. 7 Standard deviations and means of ramp rates of capacity factors in different temporal resolutions

4. 결론

본 연구에서는 이용률의 변동성을 중심으로 국내 풍력발전의 이용률 특성을 분석하였다. 분석에 사용된 자료는 국내 전체의 풍력 발전량과 설비용량을 대상으로 하였다. 단위시간이 1시간인 시간 해상도를 가진 2018 ~ 2022년 5개년 자료를 이용해서 연도별 또는 가중평균화된 자료의 기술통계량과 함께 월별, 계절별 시간별 풍력발전의 이용률에 관한 일반 특성을 조사하였다. 그리고 이용률의 변동성에 관한 대표적인 척도인 증감발 건수와 지속시간 등을 연도별로 그리고 월별로 분석하였다.

수치로 제시된 월별(또는 계절별) 증감발 특성의 차이분석 결과는 증감발 완화를 통해 전력계통 운영의 유연성을 증대를 위한 방안(예, 에너지저장장치의 활용한 증감발 제어)의 수립에 이용될 수 있을 것으로 기대된다. 다음으로, 단위시간이 5분인 시간 해상도를 가진 2019년 자료를 이용해서 다양한 수준의 해상도 자료를 생성하고 해상도에 따른 증감발의 행태가 어떻게 영향을 받는지 분석하였다. 낮은 시간 해상도를 사용하면 높은 해상도의 경우와 비교해서 빈도는 과소평가되고 지속 시간은 과대평가되는 것으로 나타났다. 이는 낮은 해상도를 사용할 경우 예비력의 확보, 주파수 조정 등 전력계통의 운영계획 수립에 왜곡된 결과를 낳을 수 있음을 시사한

다. 따라서 본 연구 결과는 이용률 변동성이 핵심 요소로 고려되어야 하는 전력시스템의 운영 및 계획에 변동성 특성을 충분히 반영할 수 없는 시간 해상도가 사용되는 경우 그 한계를 충분히 인식하고 이에 대한 대비가 필요함을 보여준다. 본 연구가 현재 확보 가능한 가장 해상도가 높은 최근 자료를 이용하였다는 측면에서 의미가 있지만 다양한 의미 있는 추가적인 분석을 위해서는 공간 및 시간 해상도가 보다 높은 발전량 자료의 확보 및 분석 연구가 추후에 필요하다.

REFERENCES

1. Ministry of Trade, Industry and Energy, The 10th Basic Plan of Long-Term Electricity Supply and Demand Korea, 2023.
2. Wu, C., Zhang, X., and Sterling, M., Wind Power Generation Variations And Aggregations, CSEE Journal of Power and Energy Systems, Vol. 8, No. 1, pp. 17-38, 2022.
3. Engeland, K., Borga, M., Creutin, J. D., Francois, B., Ramos, M. H., and Vidal, J. P., Space-time Variability of Climate Variables and Intermittent Renewable Electricity Production-A Review, Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 79, pp. 600-617, 2017.
4. Dlyoke, C., A New Approximate Capacity Factor Method for Matching Wind Turbines to a Site: Case Study of Humber Region, UK, International Journal of Energy and Environmental Engineering, Vol. 10, pp. 451-462, 2019.
5. Bolson, N., Prieto, P., and Patzek, T., Capacity Factors for Electrical Power Generation from Renewable and Nonrenewable Sources, PNAS, Vol. 119, No. 2, 2022.
6. Jorgenson, J., Awara, S., Stephen, G., and Mai, T., A Systematic Evaluation of Wind's Capacity Credit in the Western United States, Wind Energy, Vol. 24, No. 10, pp.1107-1121, 2021.
7. Paik, C., Chung, Y., and Kim, Y. J., ELCC-based Capacity Credit Estimation Accounting for Uncertainties in Capacity Factors and Its Application to Solar Power in Korea, Renewable Energy, Vol. 164, pp. 833-841, 2021.
8. Malvaldi, A., Weiss, S., Infield, D., Browell, J., Leahy, P., and Foley, A. M., A Spatial and Temporal Correlation Analysis of Aggregate Wind Power in an Ideally Interconnected Europe, Wind Energy, Vol. 20, pp. 1315-1329, 2017.
9. Coughlin, K., Murthi, A., and Eto, J., Multi-Scale Analysis of Wind Power and Load Time Series Data, Renewable Energy, Vol. 68, pp. 494-504, 2014.
10. Zhang, X. and Yan, Z., Energy Quality: A Definition, IEEE Open Access Journal of Power and Energy, Vol. 7, pp. 430-440, 2020.
11. Electric Power Statistics Information System(EPSIS). <http://epsis.kpx.or.kr>. last accessed on the 26th September 2023.
12. Public Data Portal, <https://www.data.go.kr/>. last accessed on the 21st August 2023.
13. Kim, H., Kang, Y., and Kim C. K., Analysis of Wind Energy Status and Capacity Factor of South Korea by EPSIS Wind Power Generation Data, Journal of Wind Energy, Vol. 8, No. 2, pp. 21-27, 2017.
14. Paik, C. H., Analysis of Capacity Factors and Capacity Credits for Wind Turbines Installed in Korea, Journal of the Korean Solar Energy Society, Vol. 30, No. 4, pp. 79-91, 2019.
15. Lim, H., Kim, J., and Kim, C. K., Analysis of Ramp Characteristics of Shinan Wind Power Plant, Journal of Wind Energy, Vol. 9, No. 3, pp. 13-8, 2018.
16. Wan, Y., Analysis of Wind Power Ramping Behavior in ERCOT, NREL Technical Report TP-5500-49218, 2011.