

# 시계열 모형을 이용한 단기 풍력 단지 출력 지역 통합 예측에 관한 연구

## A Study on Centralized Wind Power Forecasting Based on Time Series Models

위 영 민\* · 이 재 희\*  
(Young-Min Wi · Jaehee Lee)

**Abstract** - As the number of wind farms operating has increased, the interest of the central unit commitment and dispatch for wind power has increased as well. Wind power forecast is necessary for effective power system management and operation with high wind power penetrations. This paper presents the centralized wind power forecasting method, which is a forecast to combine all wind farms in the area into one, using time series models. Also, this paper proposes a prediction model modified with wind forecast error compensation. To demonstrate the improvement of wind power forecasting accuracy, the proposed method is compared with persistence model and new reference model which are commonly used as reference in wind power forecasting using Jeju Island data. The results of case studies are presented to show the effectiveness of the proposed wind power forecasting method.

**Key Words** : Wind power forecasting, Centralized wind power forecasting, Time series

### 1. 서 론

최근 유가에 기인한 에너지 가격 변동성 확대로 전 세계적으로 신재생에너지 개발을 통한 국가 에너지 안보 확보를 위한 노력이 증대되고 있다. 2012년 유럽연합의 풍력발전 설치 용량은 106.04 GW로 전체 설비용량 931.9 GW의 11%이며 2030년까지 풍력 설치용량을 400 GW로 증가할 것으로 예상된다. 미국은 2012년 새로 건설된 풍력 설비용량은 13.13 GW로 이는 2011년에 설치된 풍력 용량보다 90% 증가한 수치이며, 또한 2030년까지 미국 전체 전력소비량의 20%를 풍력 발전으로 확보할 계획이다. 국내의 경우 6차 전력수급기본계획에 따르면 2027년 신재생에너지 발전량은 90 TWh에 이를 것으로 보이며, 이는 총 전기에너지 발전량(717 TWh)의 12.6%에 달할 것으로 전망 된다 [1]. 국내에서도 전라도 서남해안에 2020년까지 2.5 GW의 해상풍력 발전단지가 구축될 예정이다. 제주도는 전력 공급을 신재생에너지로 100% 대체하기 위한 전력공급 체계 개편으로 2030년까지 2 GW 규모의 해상 풍력발전단지를 설치할 계획이다. 또한 2013년 풍력에너지(1.1 TWh)는 신재생에너지(14 TWh)의 7.9%에 불과하였으나, 2027년에는 신재생에너지의 39.7%로, 2013년의 5배 이상 향상될 것으로 예상된다[2]. 이와 같은 풍력발전 도입비중의 증대는 풍력

발전 출력의 간헐성 문제로 인해 전력계통의 안정성 문제를 야기할 수 있기 때문에 이를 위해 신재생에너지 선진국에서는 그리드 코드 개발과 적용 의무가 강화되고 있다.

풍력 발전의 간헐적 출력 영향성을 줄이기 위한 가장 근본적인 해결책은 풍력 단지 출력의 예측 정확성을 개선하는 것이다 풍력 발전 출력 예측에 사용되는 모델은 NWP(Numerical Weather Prediction) Methods, 통계적 방법(Statistical Methods), 인공지능 방법(Artificial Intelligence Methods) 같이 3가지로 구분할 수 있으며 각각의 장단점들은 많은 연구에 분석되어 있다[3-5].

본 논문에서는 예측 모델에 초점을 맞춘 풍력 발전 단지 출력 예측이 아닌 예측 모델 적용 방법에 대한 내용을 다루고자 한다. 풍력 발전 단지 사업자가 증가하게 되면 사업자 별로 개별 단지에 대한 출력 예측 모델이 존재하게 될 것이며 이를 통해 예측된 값을 계통운영자에 전달하게 되어 계통 운영에 사용되게 될 것이다. 본 논문에서는 풍력 단지 출력 예측값들은 단지별로 모으는 것이 아니라 계통 운영자 혹은 지역 계통 운영자가 운영 지역 내에 있는 풍력 단지 출력을 동시에 통합적으로 예측하는 방법을 적용하고자 한다. 북미에서는 이미 이와 같은 방법을 적용한 파일럿 프로그램 연구가 실행되었다[6]. 본 논문에서는 그와 같은 개념의 지역별 통합 풍력 단지 출력 예측을 국내 제주 계통에 적용하였으며 또한 예측 오차를 이용한 시계열 보정 예측 모델을 제안한다. 예측 모델은 시계열 모델들을 이용하였으며 예측하려는 시간과 예측을 수행하는 시간의 차이, 즉 예측시점(Prediction horizon) 별 사례연구를 통해 지역별 통합 풍력 단지 출력 예측의 기여점을 분석하였다.

본 논문에서는 풍력단지 출력 예측의 정확성을 높이기 위한

† Corresponding Author : Dept. of Information and Electronic Engineering, Mokpo University, Korea.  
E-mail: jaehee@mokpo.ac.kr

\* Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Gwangju University, Korea.

Received : January 7, 2016; Accepted : May 19, 2016

방법으로 지역적 통합 예측 방법을 제안하며 제주도에 있는 풍력 단지 데이터를 이용하여 단지별 예측과 지역적 통합 예측을 비교 검증하였다. 풍력단지 출력 예측을 위한 예측 모델로는 시계열 모델들을 사용하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 사용된 풍력 단지 출력 예측을 위한 기본 시계열 모델을 설명하며 3장에서는 예측 오차를 이용한 보정 예측 모델을 소개한다. 사례연구에서는 제주도 풍력단지 데이터를 이용하여 2장과 3장에서 설명된 예측 모델을 적용하여 단지별 예측과 지역적 통합 예측을 비교 분석한다.

## 2. 풍력단지 출력 예측 기본 시계열 모델

풍력 단지 출력 예측 모델은 풍력 설비가 설치된 환경에 따라 적합한 모델이 달라진다. 즉, 단지의 위치에 따라 적합한 예측 모델이 다를 수 있다. 따라서 풍력 단지 출력 예측 알고리즘 개발 관련 연구 논문과 보고서에는 새로 개발된 예측 모델의 검증을 위해 보편화된 예측 모델을 사용하여 제안된 방법을 검증한다. 보편화된 예측 모델로는 Persistence model(PE)과 New reference model(NR)을 사용 한다[7]. 두 모델은 모두 시계열 모델에 포함되며 수학적으로 매우 단순한 모형을 가진다.

PE 모델은 가장 단순한 풍력 에너지 예측 모델이며 주로 제안된 방법을 비교하기 위한 기존 방법으로 사용되며 일반적인 수식은 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{P}_t = P_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

여기서  $\hat{P}_t$ 와  $P_{t-1}$ 는  $t$ 시간에서의 풍력 단지 출력 예측값과  $t-1$  시간에서의 풍력 단지 출력값을 의미하며  $\varepsilon_t$ 는  $t$ 시간의 오차를 의미한다.

PE 모델은 수식 확인 시 매우 단순한 형태이기 때문에 예측하려는 시간과 예측을 수행하는 시간의 차이, 즉 예측시점(Prediction horizon)이 매우 작게 설정 될 때 모델의 유의성이 높아진다. 예측하려는 시간과 예측을 수행하는 시간의 차이가 극단적으로 작게 될 경우 위의 수식에서 오차값을 무시할 수 있게 되어 다음의 수식처럼 표현할 수 있다.

$$\hat{P}_t = P_{t-1} \quad (2)$$

PE 모델은 예측시점이 커질 경우 예측의 정확성 낮아지기 때문에 이를 보완하기 위해 새로운 기준 모델이 제시되었으며 이것을 New reference model(NR)이라 한다. NR 모델은 시계열 모델의 자기회귀(AutoRegressive)와 유사하며 수식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{P}_t &= a_k P_{t-1} + (1-a_k) \bar{P} \\ \bar{P} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{t-1-i} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $\bar{P}$ 는 예측을 수행하는 시점으로부터 과거  $n$ 개 풍력 출력값의 평균이며  $a_k$ 는 NR 모델 비례계수이다.

NR 모델은 기존의 PE 모델에 비해 예측하려는 시간과 예측을 수행하는 시간의 차이가 커짐에 따라 오차가 발산을 하지 않으며 평균오차에 수렴하는 모습을 보인다 [7]. NR 모델에서는 과거 데이터 수를 의미하는  $n$  값에 따라 특성이 다른 모형이 된다.  $n$  값을 키우면 과거 데이터를 많이 반영하여 잘못된 데이터에 대한 예측 영향성을 줄일 수 있다는 장점이 있지만 최근 데이터 변화에 대한 예측 모델의 민감도가 떨어질 수 있다는 단점이 있다. 이러한 영향성을 표현하는 것이 NR 모델의 비례계수( $a_k$ )이다.

## 3. 예측 오차를 이용한 보정 시계열 풍력 단지 출력 예측 모델

본 논문에서는 제안하는 풍력 단지 예측 모델은 과거 예측 오차를 이용한 보정 방법이 포함된 NR 모델이다. 제안된 방법은 시계열 모델 중 많이 사용되는 자기회귀이동평균(AutoRegressive Moving Average)모델의 특징을 단순화한 모델이며 제안된 풍력 단지 예측 모델은 본 논문에서는 New reference model plus (NR+) 모델이라 지칭한다. NR+ 모델의 예측 방법은 그림 1과 같은 예측 절차를 가지고 있다.

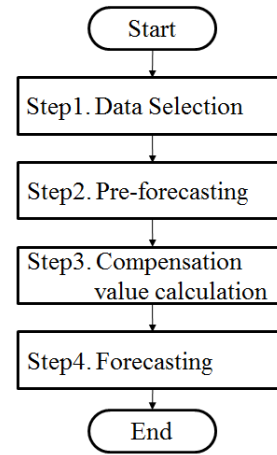


그림 1 제안된 전력수요예측 절차

Fig. 1 Block diagram of the proposed method

제안된 예측 모델의 첫 번째 단계에서는 예측 시점으로부터 과거  $\Delta t$ (예측하려는 시간과 예측을 수행하는 시간의 차이) 단위  $n$ 개의 데이터를 선택한다. 선택된 데이터 집합에는 예측을 수행하려는 시점으로부터 과거  $\Delta t \times n$  시간까지의  $\Delta t$  단위로 풍력 단지 출력값( $P_n$ ), 사전 예측값( $\hat{P}_n$ ), 사전 예측 오차값( $e_n^-$ )의 데이터를 포함하여 아래 표와 같이 구성된다.

표 1 과거 데이터

Table 1 Historical data

항목	$-\Delta t \times n$ 분	...	$-\Delta t \times 2$ 분	$-\Delta t$ 분
단지 출력값 ( $P_n$ )	$P_n$	...	$P_2$	$P_1$
사전에측값 ( $\hat{P}_n$ )	$\hat{P}_n$	...	$\hat{P}_2$	$\hat{P}_1$
사전에측오차값 ( $e_n$ )	$e_n$	...	$e_2$	$e_1$

사전 예측값은 선택된 과거 데이터 집합에서 과거 풍력 단지 출력값을 이용하여 계산된다. 사전 예측값은 예측 시점에 과거  $\Delta t \times n$ 분 내의 풍력 단지 출력값의 평균을 계산함으로써 예측한다. 평균에 사용되는 수식은 아래와 같다.

$$\hat{P}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i \tag{4}$$

제한된 풍력 단지 출력 예측 알고리즘에서는 사전 예측값 보정을 위해서 사전 예측 오차값을 이용한다. 보정값(CV: Compensation value)은 선택된 과거 데이터 집합에서 사전 오차값의 평균으로 계산한다. 사전 오차값은 풍력단지 출력값과 사전 예측값의 차를 의미한다. 사전 오차값을 사용하는 이유는 데이터의 최근 경향성을 반영할 수 있기 때문이다. 수식(5)는 풍력예측 보정값을 계산하는 수식을 의미한다.

$$CV = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \tag{5}$$

$$e_i = P_i - \hat{P}_i$$

풍력 단지 출력 최종 예측값( $\hat{P}$ )은 사전예측값과 보정값의 합으로 결정되며 수식(6)과 같이 표현된다.

$$\hat{P} = \hat{P}_n + CV \tag{6}$$

#### 4. 사례연구

사례연구에서는 2장과 3장에서 설명한 예측 모델을 제주도 풍력단지 데이터에 적용하여 단지 풍력 단지 출력 예측을 진행한다. 사용된 데이터는 2009년 제주도 6개 풍력 단지 출력 데이터이며 단지별 위치는 아래 그림과 같다.

사례연구 시나리오는 아래 표와 같으며 각각의 시나리오별로 PE 모델, NR 모델, NR<sup>+</sup> 모델을 적용하여 예측 오차를 계산한다. 첫 번째 시나리오는 제주 전체 지역을 하나로 통합하여 6개 단지 데이터를 1개 단지데이터로 통합하여 예측을 진행한다. 두 번째 시나리오는 6개 단지 중 제주 동쪽에 있는 단지 4개(그림 상에서 3~6 단지)를 통합하여 예측오차를 분석하였으며, 세 번째

시나리오에서는 제주 북동쪽에 위치한 3개의 단지(그림 상에서 3~5 단지)를 묶어서 사례연구를 진행했다. 또한 예측 시점(time horizon)에 따른 통합 예측의 영향성을 평가하기 위해서 본 사례연구에서는 10 분에서 120분 간격으로 시나리오별로 예측을 진행한다.



그림 2 풍력 단지 위치

Fig. 2 Wind farms

표 2 사례연구 시나리오

Table 2 Case study scenarios

No.	시나리오
1	(Whole Area) 6개 풍력 단지 출력 통합 예측 오차 vs. 6개 단지 개별 예측 오차
2	(East Area) 4개 풍력 단지 출력 통합 예측 오차 vs. 4개 단지 개별 예측 오차
3	(Northeast Area) 3개 풍력 단지 출력 통합 예측 오차 vs. 3개 단지 개별 예측 오차

예측 오차를 계산하기 위해서 본 논문에서는 평균오차(MPE, Mean Percent Error)와 평균절대오차(MAPE, Mean Absolute Percent Error)를 사용하였으며 각각의 수식은 아래와 같다.

$$MPE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left( \frac{\hat{P}_i - P_i}{P_i} \right) \tag{6}$$

여기서  $\hat{P}_i$ 와  $P_i$ 는 각각  $i$ 번째 예측 데이터와 실측데이터이며  $k$ 는 예측을 진행한 데이터 총 개수를 의미한다.

$$MAPE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left| \frac{\hat{P}_i - P_i}{P_i} \right| \tag{7}$$

표 3과 그림 3에서는 제주도 6개 풍력단지의 10분 단위 예측 결과를 시나리오와 예측 모델 별로 보여주고 있다. 예측에 사용된 데이터는 2009년 12월 데이터를 사용하였으면 10분 단위의 경우 7,200 개 샘플을 대상으로 예측 평가한 결과이다. 표 3에서 보면 모든 시나리오에서 지역별 통합 예측 오차가 오차 모형(MPE,

표 3 10분 단위 예측 결과

Table 3 Results of 10 minutes ahead forecasting

Error Type	Prediction Model	Whole Area		East Area		Northeast Area	
		Central	Each	Central	Each	Central	Each
MPE	PE	0.0079	0.0314	0.0147	0.0396	0.0123	0.0386
	NR	0.0173	0.0672	0.0331	0.0866	0.0260	0.0826
	NR <sup>+</sup>	0.0122	0.4033	0.0261	0.5794	0.0299	0.7355
MAPE	PE	0.0893	0.1416	0.1200	0.1626	0.1058	0.1516
	NR	0.1188	0.1903	0.1627	0.2241	0.1357	0.2069
	NR <sup>+</sup>	0.0650	0.5778	0.0901	0.8100	0.0855	1.0153

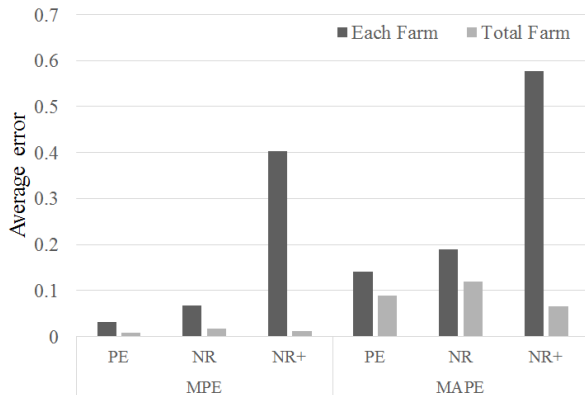


그림 3 10분 단위 예측 오차 비교 (시나리오 1)

Fig. 3 Comparison of 10 minutes ahead forecasting error (scenario 1)

MAPE)에 관계없이 개별 풍력단지 예측 오차의 평균보다 낮음을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 풍력 단지 별로 진행되는 개별 예측보다 풍력 단지를 통합하여 예측하는 것이 예측의 정확성을 높일 수 있음을 보이는 것이다. 또한 예측 오차 모형에 따라 예측 모형에 따른 예측 결과를 분석하면 PE 모델이 평균오차 모형에서는 가장 좋은 예측 정확성을 보이나 절대평균오차에서는 NR<sup>+</sup> 모형이 가장 좋은 예측 성능을 보인다. 그림 3에서는 시나리오 1을 10분 단위 예측을 진행했을 때 결과를 그래프로 보여준다. 예측 모형과 예측 오차 모형에 관계없이 개별 풍력단지 예측 정확성보다 통합 예측의 정확성이 더 개선됨을 확인할 수 있다.

표 4에서는 예측 모델별로 통합 예측을 통해 풍력 단지 개별 예측 오차를 개선한 결과를 보여준다. 예측 모델별로 차이가 있지만 평균오차의 경우 62%~97% 사이의 개선도를 보이며 절대평균오차에서는 26%~92%의 개선을 보인다. 예측 모델 별로 결과를 분석하면 본 논문에서 제안된 예측 오차를 보정한 시계열 모델(NR<sup>+</sup>)이 풍력 단지 출력 예측 기본모델들(PE와 NR)과 대비하여 시나리오와 관계없이 매우 높은 수준의 예측 정확도 개선을 보인다.

그림 4에서는 예측시점에 따른 지역별 통합 예측의 효용성을 확인하기 위해서 예측시점을 10분에서 120분 간격으로 순차적으로 확대하여 시나리오 3에 적용한 사례연구결과이다. 그림 3에서

표 4 10분 단위 예측 정확도 개선 평가 결과

Table 4 Results of accuracy improvement for 10 minutes ahead forecasting

Error Type	Prediction Model	Whole Area	East Area	Northeast Area
MPE	PE	75 %	63 %	68 %
	NR	74 %	62 %	69 %
	NR <sup>+</sup>	97 %	96 %	96 %
MAPE	PE	37 %	26 %	30 %
	NR	38 %	27 %	34 %
	NR <sup>+</sup>	89 %	89 %	92 %

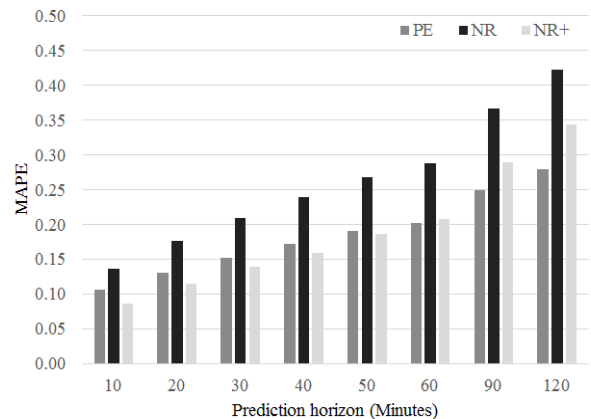


그림 4 예측 시점에 따른 절대평균오차 비교

Fig. 4 Comparison of forecasting errors for prediction horizon

확인할 수 있듯이 예측시점(prediction horizon)이 늘어날수록 모든 예측 모델의 예측 평균절대오차 값이 커지는 경향성을 보이며, 이는 시계열 모델의 특성이라 볼 수 있다. 예측 모델 별 특징을 살펴보면 예측 오차를 보정한 시계열 모델(NR<sup>+</sup>)은 예측 시점 60분 이내에서는 기본 모델 대비 개선된 예측 정확성을 보이나 60분이 넘어가는 순간부터 기본 모델인 PE 모델과 비교하여 예측 정확성이 떨어지는 것을 보인다. 사례연구에서 사용된 제주 계통 북동부 지역에 위치한 풍력단지 출력 예측 통합에서는

$NR^+$  예측 모델의 경우 60분 이내의 예측 시점에서만 사용하는 것이 예측의 정확성을 더 개선할 수 있다는 것을 의미한다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 풍력 단지 지역별 통합 예측을 통해 풍력 단지 출력 예측의 정확성을 개선할 수 있음을 보였다. 제안된 방법에서는 복잡한 수학적 모델을 사용하지 않고 풍력 단지별 통합 예측만으로도 풍력 단지 출력 예측의 정확성을 개선할 수 있음을 보이기 위해 구현이 쉬운 시계열 모델 기반의 예측 오차를 이용한 보정 방법을 적용한 수학적 모델을 사용하였다. 또한 제안된 방법의 신뢰성을 확보하기 위해 2009년 제주도 6개 풍력단지 데이터를 이용하여 사례연구를 진행하였다. 사례연구를 통해 풍력 단지 별로 출력 예측을 진행하는 것보다 지역적으로 통합하여 풍력 단지 출력 예측을 진행했을 때 예측 모델에 관계없이 예측 정확성이 개선됨을 확인할 수 있었으며, 예측 모델별로도 특정 예측시점 이내에서는 제안된 모델이 기존 기본 모델들 대비 풍력 단지 출력 예측 정확도를 개선할 수 있음을 확인할 수 있었다. 향후에는 풍력 단지 출력 예측 정확성 개선을 위해 단지 간 혹은 지역 간 상호 영향성을 분석한 방법에 대한 연구를 진행하여 제안된 예측 방법을 개선할 예정이다.

### 감사의 글

이 논문은 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2015R1C1A1A01051928)

### References

[1] Ministry of Knowledge Economy, "The 6th basic plan of long-term electricity supply and demand", 2013

[2] Korea Power Exchange, "Power market operating performance", 2014.

[3] G Sideratos and N Hatzigiargyriou, "An advanced statistical method for wind power forecasting", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 22, No. 1, pp. 258-265. 2007.

[4] M Negnevitsky and C Potter, "Innovative short-term wind generation prediction techniques", IEEE Power System Conference and Exposition, pp. 60-65, 2006

[5] Y. Wi, "Short-term wind farm power forecasting using multivariate analysis to improve wind power efficiency", Journal of the KIIEE, Vol. 29, No. 7, pp. 54-61. 2015.

[6] NREL, "Status of centralized wind power forecasting in North America", 2010.

[7] T. S. Nielsen, A. Joensen, H. Madsen, L. Landberg, and G. Giebel, "A new reference model for wind power forecasting", Wind Energy, Vol. 1, No. 1, pp. 29-34, 1998.

## 저 자 소 개



### 위 영 민 (Young-Min Wi)

1980년 4월 7일생. 2013년 고려대학교 전기 전자전파공학과 졸업(박사). 2013~2014년 한국전기연구원 근무. 2014~현재 광주대학교 전기전자공학과 조교수.



### 이 재 희 (Jaehee Lee)

1981년 12월 12일생. 2014년 고려대학교 전기 전자전파공학과 졸업(박사). 2013~2015년 한전 경제경영연구원 선임연구원. 2016~현재 목포대학교 정보전자공학과 조교수