

풍력발전 설비 효율화를 위한 다변량 분석을 이용한 풍력발전단지 단기 출력 예측 방법

(Short-term Wind Farm Power Forecasting Using Multivariate Analysis to Improve Wind Power Efficiency)

위영민*

(Young-Min Wi)

Abstract

This paper presents short-term wind farm power forecasting method using multivariate analysis and time series. Based on factor analysis, the proposed method makes new independent variables which newly composed by raw independent variables such as wind speed, ramp rate, wind power. Newly created variables are used in the time series model for forecasting wind farm power. To demonstrate the improved accuracy, the proposed method is compared with persistence model commonly used as reference in wind power forecasting using data from Jeju Island. The results of case studies are presented to show the effectiveness of the proposed forecasting method.

Key Words : Wind Power Forecasting, Multivariate Analysis, Time Series Model

1. 서 론

1.1 연구의 배경

전 세계적으로 지구온난화와 화석에너지 고갈에 따른 친환경적인 신재생 에너지 개발에 대한 활발한 연구와 투자가 이루어지고 있다. 다양한 신재생 에너지 원 중, 환경적/기술적 여건으로 가장 많은 관심을 받

는 것 중 하나가 풍력에너지원이다. 세계풍력협회(Global Wind Energy Council)에 의하면 전 세계적으로 2014년 신규 도입된 풍력발전은 51GW이상인 것으로 나타났으며, 2013년 대비 44%의 성장률을 기록한 것으로 분석되었다. 또한 European Wind Energy Association에서는 2020년까지 전 세계 에너지 수요량의 12% 정도를 풍력에너지원이 제공할 것이라 예측하였다[1]. 유럽에서는 2050년 전기에너지의 50%를, 미국에서는 40%의 수준을 풍력에너지로 공급할 계획이다[2].

풍력에너지원은 풍속 및 풍향 등, 자연조건에 따라 출력이 변동되는 불확실성을 특징으로 지닌다. 즉 일반 발전원인 화력 또는 원자력 발전 방식과는

* Main author : Assistant Professor, Department of Electrical & Electronic Engineering, Gwangju University

Tel : 062-670-2035, Fax : 062-670-2191

E-mail : ymwi@gwangju.ac.kr

Received : 2015. 4. 21

Accepted : 2015. 6. 25

달리 발전 시점 및 발전량을 운영자가 제어할 수 없는 문제점을 가지고 있다. 이러한 특성 때문에 피크 수요 때의 에너지원으로서의 기여도가 기존 발전원들에 비해 떨어지게 된다. 또한 국내 경우와 같이 전력계통이 지역적으로 연계되어 있지 않고, 수요의 변화에 따른 전원규모를 국내에서 모두 확보해야 하는 상황인 경우, 풍력에너지원의 불확실성 문제는 중요하게 취급되어야 할 것으로 판단된다. 위와 같은 풍력에너지원의 단점과 국내 전력계통의 특성상 풍력에너지원의 예측은 매우 중요한 기술로 대두되고 있다. 유럽과 미국에서는 풍력발전기가 설치된 장소의 기상과 지형의 특성에 적합한 풍력발전량 출력 예측 시스템을 구축하여 실용화하고 있으며 이를 통해 전기에너지생산 비용 절감의 효과를 보고 있다[3].

풍력에너지 예측의 중요성이 강조되는 이유는 전력계통에서 풍력발전기가 중앙수급발전기가 되었을 때 발전기 유지 보수, 발전기 기동정지 계획, 경제급전, 전력 수급 계획(발전기, 송전선로 등), 전력시장 입찰 등에 영향을 미치기 때문이다. 이러한 이유로 인해 풍력에너지 예측은 예측 시점에 따라 단기, 중기, 장기로 구분할 수 있다[4].

풍력발전 출력 예측에 사용되는 모델은 NWP (Numerical Weather Prediction) Methods, 통계적 방법(Statistical Methods), 인공지능 방법(Artificial Intelligence Methods) 같이 3가지로 구분할 수 있다 [5]. NWP 방법은 기상 데이터들과 풍력 발전기가 설치된 장소의 환경적 특징(온도, 습도, 지형 등)을 반영한 수학적 모델링을 이용하여 장기 풍력에너지량을 예측하는 데 주로 사용한다. NWP 방법의 단점은 많은 변수의 수학적 모델링으로 인해 예측 모델 구성이 난해하며, 과거 데이터의 양에 비례하여 예측의 정확성이 높아지기 때문에 많은 양의 데이터가 필요하다. 그로 인해 예측 모델의 수학적 구성이 매우 난해하며, 계산과정 역시 복잡하여 많은 계산량을 요구한다. 그로 인해 NWP 방법은 일반적으로 슈퍼컴퓨터를 이용하여 수행이 된다. 하지만 이 점은 온라인, 즉 실시간 예측이 힘들다는 단점이 되기 때문에 단기 풍속 예측에는 적합하지 않은 모델이다[6]. NWP와 다르게 나

머지 두 가지의 방법은 비교적 적은 과거 데이터 양과 단순한 모델로 예측할 수 있으며, 주로 단기 예측을 수행하는 것에 적합하다. 통계적 방법의 경우는 시계열 분석 모델인 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모델을 주로 사용한다[7]. 세 번째 방법인 인공지능을 이용한 풍속 예측으로는 Neural Network[8] 혹은 Fuzzy Inference[9]를 많이 사용한다. 인공지능의 방법은 모형 인자 간의 인과관계를 설명할 수 없다는 단점이 있으나 범용성에서 탁월한 성능을 보인다.

1.2 연구의 목적 및 방법

본 연구는 풍력에너지원 활용의 효율성 증대를 목적으로 풍력단지 출력 예측에 관한 것이다. 전력 계통을 운영하는 운영자 입장에서 신재생 에너지원이 전원공급에서 차지하는 비율이 높아짐에 따라 신재생 에너지원의 시간대별 발전패턴이 전체 전력 계통의 효율적 운영에 많은 영향을 주게 될 것이다. 풍력에너지원은 풍력 고유의 변동성과 간헐성 때문에 풍력발전 운영자에게 설비 운영에 어려움을 주며, 계통 운영자에게는 계통을 운영하는데 많은 부담을 주게 된다. 본 연구에서는 이러한 풍력에너지원의 단점을 최소화하기 위한 기본 요소인 풍력에너지원의 단기 예측 알고리즘 개발을 목표로 한다.

본 논문에서 풍력에너지원 예측을 위해 제안하는 방법은 통계학에서 사용하는 다변량 분석을 이용해 예측 모형의 입력데이터를 선정하는 과정과 선택된 입력데이터를 이용한 시계열 예측 모형을 포함하고 있다. 시계열 모델의 경우 전력계통 예측분야에 널리 사용되고 있다[10-12]. 또한 제안된 방법의 검증을 위해 제주도 데이터를 이용하여 기준 모형과 풍력발전 예측 결과를 비교하였다.

2. 풍력발전 예측

본 논문에서는 기존 방법과 같이 풍속과 풍력발전량의 관계를 이용하여 출력 특성 곡선을 추정하는 것이 아니라 예측하려는 풍력 발전 단지 데이터와 풍력 발

전 단지 주변의 기상 데이터를 이용하여 직접 풍력 단지의 출력을 예측하는 모형을 제안한다. 예측에 사용되는 변수는 풍속, 풍력발전량, 풍력변동성을 선택하였으며 각 변수별로 과거 데이터를 6개 씩 사용하여 총 18개의 독립변수를 사용하였다. 18개의 변수를 모두 사용하여 풍력 단지 예측을 진행하게 되며 많은 양의 데이터를 처리해야 하는 계산량의 문제가 발생할 수 있다. 또한 모든 변수가 같은 비율로 종속변수인 풍력발전량에 영향을 미치는 것이 아니기 때문에 변수의 차수를 줄이는 것이 시스템의 효율적 측면에서 중요하다.

본 연구에서 제안하는 풍력단지 출력 예측은 10분 단위 예측으로 예측 절차는 아래 그림과 같이 3개의 순서로 이뤄진다. 첫 번째 스텝에서는 예측 모형에 필요한 데이터를 기상대와 풍력단지로부터 풍속, 풍력발전량, 풍력변동량 데이터를 취득한다. 다음으로는 다변량 분석 중에 요인 분석의 주성분 분석을 이용하여 입력데이터 차원 축소 및 새로운 입력 데이터를 생성한다. 마지막으로 새롭게 만들어진 데이터를 이용하여 풍력단지 출력량 예측을 위한 시계열 모형의 파라미터를 추정한다.

본 연구에서 제안하는 풍력단지 출력 예측을 사용하는 초기 변수는 풍속, 풍력발전량, 풍력변동성으로 10분 단위 평균 값을 사용한다. 풍력변동성의 경우는 아래 수식과 같은 정의로 풍력 출력 값을 이용하여 가공한 변수이다.

$$P_t^{Ramp} = \frac{P_t - P_{t-10}}{10} \quad (1)$$

여기서 P_t^{Ramp} 은 t 시간의 풍력 단지 출력 변동량을 의미하며, P_t 는 t 시간에서의 풍력 단지 발전량을 의미한다[13].

본 연구에서는 기본 데이터인 풍속, 풍력발전량, 풍력변동성 데이터를 이용하여 다수 독립 변수를 사용한다. 모든 변수를 이용하여 시계열모형을 만들게 되면 계수 추정에 있어 계산 시간이 늘어나는 단점 있으며, 통계학적으로도 다중공선성(multicollinearity) 문제를 야기할 수 있다. 다중공선성이란 회귀분석을 위

해 사용되는 독립변수들 간의 상관성을 나타내며 이것이 높을 경우 종속변수에 대한 독립변수의 영향성을 정확히 평가하기 어렵기 때문에 잘못된 회귀모형을 추정할 수 있다[14]. 따라서 본 연구에서는 통계학에서 사용하는 요인분석의 주성분 분석을 이용하여 변수의 차원을 줄이는 변수 추출 작업을 진행한다. 또한 그 결과를 바탕으로 시계열 모형을 구성하여 풍력단지 발전량 예측을 진행한다.

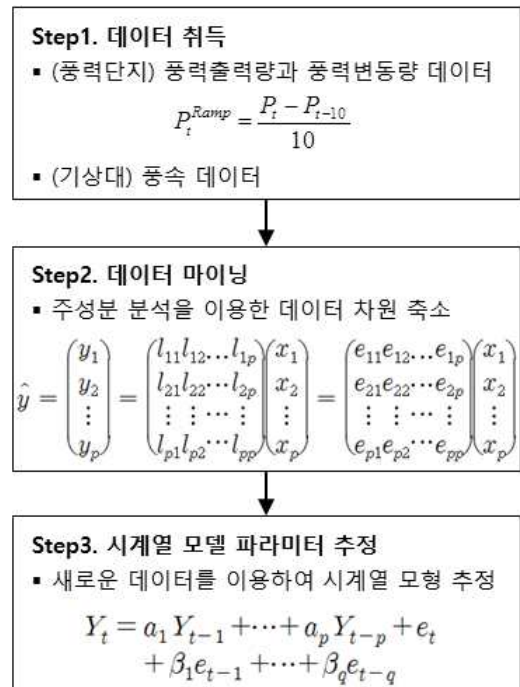


그림 1. 제안된 예측 모형 절차
Fig. 1. Procedure of the proposed forecasting method

주성분 분석은 고차원의 데이터를 저차원으로 압축 혹은 축소하는 대표적인 차원 축소(dimension reduction) 방법으로 고차원 변수의 분산방식(분산·공분산)의 패턴 특성을 잘 나타내는 주성분을 원래 변수의 선형 결합으로서 나타내는 통계기술이다. 예를 들어, n 개의 변수가 있는 경우 거기에서 얻은 정보를 n 보다 작은 m 개의 변수로 축소하는 것이다. 즉 주성분 분석은 많은 정보를 가장 잘 표현할 수 있는 단순한 조합의 정보를 얻는 과정이라 할 수 있다. 수학적

으로는 다변량의 분산·공분산 행렬의 고유값·고유 벡터를 계산하면 된다. 주성분과 기존의 독립변수간의 관계는 아래 수식과 같다.

$$\hat{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_{11}l_{12}\dots l_{1p} \\ l_{21}l_{22}\dots l_{2p} \\ \vdots \\ l_{p1}l_{p2}\dots l_{pp} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{pmatrix} = L\hat{x} \quad (2)$$

여기서 \hat{y} 와 \hat{x} 는 주성분 벡터와 독립변수 벡터를 나타내며, L 은 선형계수 행렬이다.

수식 (2)에서 확인할 수 있듯이 주성분 벡터는 기존 변수들의 선형결합형식이다. 주성분 변수들은 서로 독립이어야 하며 기존의 변수 개수만큼 주성분도 존재하는 특성을 가진다. 주성분분석은 p개의 기존 변수의 선형 결합의 주성분 변수를 이용하여 원 변수의 공분산 구조를 설명하는 방법이다. 원 변수 벡터 \hat{x} 가 아래와 같은 공분산 행렬(Σ)을 갖는다.

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11}\sigma_{12}\dots\sigma_{1p} \\ \sigma_{21}\sigma_{22}\dots\sigma_{2p} \\ \vdots \\ \sigma_{p1}\sigma_{p2}\dots\sigma_{pp} \end{pmatrix} \quad (3)$$

공분산 행렬의 고유값을 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 라 하고 각 고유값에 대한 고유 벡터를 e_i 라 하면 아래 수식들이 성립한다.

$$y_i = e_i' \hat{x} \quad (4)$$

$$Var(y_i) = e_i' \Sigma e_i = \lambda_i$$

$$Cov(y_i, y_j) = e_i' \Sigma e_j = 0, \quad i \neq j$$

고유벡터들은 서로 직교(orthogonal)하며 고유벡터를 주성분 계산의 선형계수로 사용한다. 따라서 수식 (2)는 아래와 같은 수식으로 변형할 수 있다.

$$\hat{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_{11}l_{12}\dots l_{1p} \\ l_{21}l_{22}\dots l_{2p} \\ \vdots \\ l_{p1}l_{p2}\dots l_{pp} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e_{11}e_{12}\dots e_{1p} \\ e_{21}e_{22}\dots e_{2p} \\ \vdots \\ e_{p1}e_{p2}\dots e_{pp} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{pmatrix} \quad (5)$$

제안된 풍력단지 발전량 예측 방법에서는 주성분 분석을 예측에 사용될 독립변수의 차원을 줄이기 위해 채택하였으며 이를 위해 수식 (2)~(5)를 통해 계산된 고유값이 1 이상인 주성분을 새로운 독립변수를 생성한다. 일반적으로 통계분야에서 주성분 분석을 통해 고유값이 1 이상인 주성분을 선택하기 때문에 제안된 방법에서도 이 기준을 따랐다.

본 논문에서는 시계열 모형을 이용하여 풍력 단지 발전량을 예측한다. 풍속 및 풍력발전량 예측에 있어서 시계열 분석이 많아 사용되어지는 이유는 풍속 및 풍력 데이터가 시계열 자료가 가지는 추세, 계절, 불규칙 변동의 요소를 지니기 때문이다. 사용된 시계열 모형은 Persistence(PER)와 자기회귀이동평균모형(ARMA, Auto-Regressive Moving Average)이다. PER 모형은 가장 단순한 시계열 모형이며 바로 이전 시간의 값이 현재 값과 가장 큰 상관성을 지님을 이용한 모형으로 예측값으로 직전 시간의 값을 사용한다. 따라서 PER 모형은 예측시점이 짧을수록 높은 예측 정확성을 보인다. PER은 풍력출력 예측 논문에서 제안된 모형의 성능 평가를 위한 비교군의 방법으로 많이 사용된다[15]. 시계열 변수 Y 에 대한 PER 수식은 다음과 같다.

$$Y_t = Y_{t-1} + e_t \quad (6)$$

여기서 e_t 는 오차항을 의미한다.

자기회귀이동평균모형은 자기회귀모형(AR, Auto-Regressive)과 이동평균(MA, Moving Average) 모형이 혼합된 형태이다. 자기회귀모형은 변수의 현재값을 과거값의 함수 형태로 표현한 것이며, 이동평균모형은 과거 기간 동안 발생한 오차항의 함수 형태로 나타낸 것이다. 아래 수식은 과거 p 기간 동안의 시계열 변수 Y 값의 합과 과거 q 기간 동안 발생한 오차항의 합으로 표현된 자기회귀이동평균모형이다.

$$Y_t = a_1 Y_{t-1} + \dots + a_p Y_{t-p} + e_t + \beta_1 e_{t-1} + \dots + \beta_q e_{t-q} \quad (7)$$

여기서 a 와 β 는 ARMA(p,q) 모형 계수이다.

요인분석을 통해 생성된 새로운 독립변수를 ARMA 모형의 독립변수로 사용하여 풍력단지 10분 단위 출력을 예측한다.

3. 사례연구

제안된 풍력단지 발전량 예측 방법을 사례연구하기 위해 본 논문에서는 2009년 제주도 한경풍력단지의 발전량 데이터와 고산기상대 풍속 데이터를 이용하였다. 아래 사진에서 볼 수 있듯이 고산 기상대의 경우 한경풍력단지와 정남쪽 직선거리로 약 4.5km 떨어진 기상청 소속의 기상대이다.



그림 2. 한경풍력단지 및 고산기상대
Fig. 2. Hankyung wind farm and Gosan weather station

표 1. 사례연구 데이터
Table 1. Data for case study

데이터	시작일	종료일	개수
학습	2009.01.01. 01:00	2009.01.10 23:50	1,434개
테스트	2009.01.11. 00:00	2009.01.20 23:50	1,440개

표 2. 독립변수의 종류
Table 2. Independent variables

데이터 종류	변수
풍속	$W_t, W_{t-10}, W_{t-20}, W_{t-30}, W_{t-40}, W_{t-50}$
풍력발전량	$P_{t-10}, P_{t-20}, P_{t-30}, P_{t-40}, P_{t-50}, P_{t-60}$
풍력변동성	$P_{t-10}^{Ramp}, P_{t-20}^{Ramp}, P_{t-30}^{Ramp}, P_{t-40}^{Ramp}, P_{t-50}^{Ramp}, P_{t-60}^{Ramp}$

표 1과 2는 사례연구에 사용된 데이터에 대한 정보이며, 제안된 절차에 따라 한경 풍력 단지 출력 예측을 하기 위한 데이터를 표 2와 같이 18개로 구분한다. 풍속, 풍력발전량, 풍력변동성 모두 10분 단위 데이터를 사용한다. 모든 변수를 이용하여 시계열 모델을 만들게 되면 계수 추정에 있어 계산 시간이 늘어나는 단점 있으며, 통계학적으로도 다중공선성 문제를 야기할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 통계학에서 사용하는 요인분석을 이용하여 변수의 개수를 줄이는 변수 추출 작업을 진행한 결과를 바탕으로 시계열 모델을 구성하여 풍력예측을 진행한다. 따라서 요인 분석을 바탕으로 독립 변수들 간의 주성분 분석을 통해 독립변수를 대표하는 새로운 변수를 만들어 낸다.

2009년 1월 데이터를 이용하여 18개 독립변수를 대상으로 요인분석을 진행하였다. 고유값이 1 이상인 주성분은 6개로 나타났다. 또한 선택된 6개의 주성분은 전체 데이터가 가진 성분 중에 90.69% 이상을 설명할 수 있다는 결과를 보인다. 주성분 관련 결과는 그림 3과 4를 통해서 확인할 수 있다. 스크리 도표 상에서도 고유치가 1 이상인 성분이 6개임을 확인할 수 있다. 표 3에서는 새로운 주성분 변수($Z_1 \sim Z_6$)를 생성하기 위한 기존 18개 변수의 선형결합 계수를 나타낸다.

또한 주성분 첫 번째의 경우 다른 주성분보다 매우 큰 값의 고유치인 10.1314를 가짐을 확인할 수 있다. 첫 번째를 제외한 나머지 5개 주성분의 고유치는 1과 가까운 값을 가지고 있다. 이는 첫 번째 고유치가 18개 기존 변수에 대한 설명력을 가장 많이 가지고 있음을 뜻한다. 요인분석 결과 중에 하나인 성분행렬을 확인하면 선택된 6개의 주성분이 기존 18개 변수에 대한

설명력을 자세하게 확인할 수 있다. 예를 들어 가장 높은 고유치를 보인 첫 번째 주성분은 시차별 풍력발전과 풍속 데이터의 설명력이 매우 높음을 확인할 수 있다. 이는 첫 번째 주성분이 풍력발전량과 풍속의 속성을 대표하는 새로운 변수라는 것을 의미한다. 주성분 6개를 이용하여 회귀분석을 하면 아래의 회귀분석 모형을 얻을 수 있다.

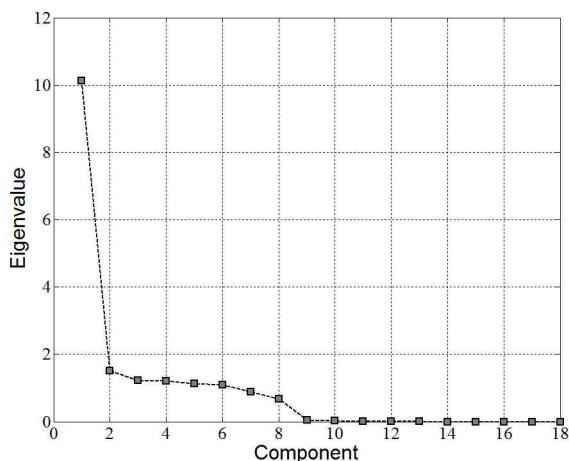


그림 3. 스크리 도표
Fig. 3. Scree plot

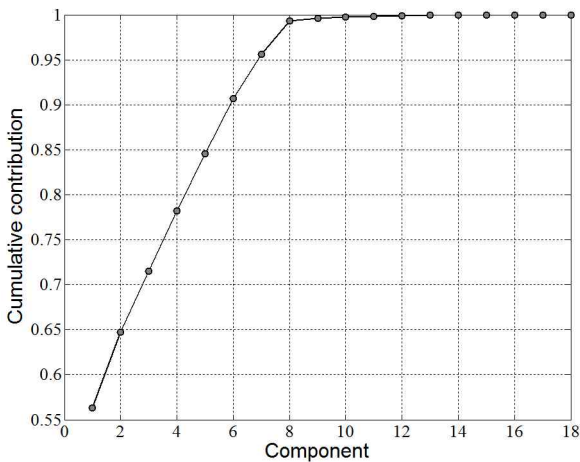


그림 4. 누적 기여율 그래프
Fig. 4. Cumulative contribution

표 4에서 확인할 수 있듯이 새로운 주성분으로 회귀 분석을 했을 경우, 결정계수가 0.999로 높게 나타나며

유의성 검증에서도 0.05 미만으로 유의성 있음을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 통계학적으로 주성분 분석을 통해 새롭게 추출된 6개의 변수가 앞서 언급한 다중공선성 문제를 야기하지 않으면서 회귀모델의 설명력을 높일 수 있는 변수임을 증명하는 것이다.

제주 한경풍력단지 10분 후 풍력발전량 예측을 위해 앞서 요인분석을 통해 얻은 주성분을 시계열 모형 ARMA에 적용하여 예측을 진행하였다. ARMA 모형 (p, q) 차수의 경우 AIC(Akaike Information Criterion)과 BIC(Bayesian Information Criterion) test 통해 (4, 4)를 선택하였으며, 표 5는 추정된 ARMA(4, 4) 모델 계수를 나타낸다.

표 6에서는 5개 차수에 대한 테스트 결과를 표시한 것이며 AIC와 BIC 모두 값이 낮을 수록 통계학적으로 적합한 모형임을 의미한다.

표 3. 주성분분석 결과
Table 3. Results of principal component analysis

	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6
P_{t-10}	.9090	-.3410	.0402	.0480	.0458	-.0878
P_{t-20}	.9164	-.3522	-.0255	-.0963	-.0734	-.0633
P_{t-30}	.9194	-.3521	-.1557	.0071	.0237	.0251
P_{t-40}	.9188	-.3588	-.0182	.0945	-.0804	.1021
P_{t-50}	.9144	-.3577	.0369	-.0459	.0473	.1157
P_{t-60}	.9060	-.3363	-.0635	-.0085	-.0148	-.0297
W_t	.9174	.3529	.0367	-.0148	-.0045	-.0356
W_{t-10}	.9231	.3531	.0070	-.0027	.0185	-.0124
W_{t-20}	.9265	.3492	.0311	.0243	-.0028	.0016
W_{t-30}	.9272	.3457	.0478	-.0073	.0192	.0121
W_{t-40}	.9252	.3476	.0230	-.0024	.0118	-.0139
W_{t-50}	.9207	.3449	.0238	.0046	.0080	-.0139
P_{t-10}^{Ramp}	-.0507	.1984	-.4013	-.1672	-.2635	.6126
P_{t-20}^{Ramp}	-.0329	.0490	.2875	.6318	.5220	-.1070
P_{t-30}^{Ramp}	-.0134	.0001	.5702	-.4529	-.4251	-.3873
P_{t-40}^{Ramp}	.0008	.0297	-.6029	-.3835	.4566	-.3376
P_{t-50}^{Ramp}	.0189	-.0045	-.2422	.6170	-.5610	-.0599
P_{t-60}^{Ramp}	.0360	-.0939	.4416	-.1643	.2729	.6392

표 4. 회귀분석 모형 요약
Table 4. Results of regression analysis

결정변수	수정된 결정변수	유의확률
0.999	0.999	0.000

표 5. ARMA(4, 4) 모형 계수
Table 5. Coefficients of ARMA(4, 4) model

AR	1	2	3	4
	2.1430	-2.0698	1.3126	-0.3910
MA	1	2	3	4
	-0.7877	-0.5721	-0.7881	-0.9993

표 6. ARMA 계수별 AIC/BIC 결과 비교
Table 6. Results of AIC & BIC test for ARMA models

ARMA(p, q)	AIC	BIC
(1, 1)	5855	5897
(2, 2)	5775	5829
(3, 3)	3522	3587
(4, 4)	3253	3331
(5, 5)	3570	3659

제안된 모형의 성능 검증을 위해 기준 모형인 Persistence 모형과 예측 오차를 비교 검증하였다. 예측 오차(error)는 아래의 수식을 이용하여 계산하였다.

$$error(\%) = \frac{|P^{Forecast} - P^{Actual}|}{P^{Actual}} \times 100 \quad (8)$$

여기서 $P^{Forecast}$ 와 P^{Actual} 은 풍력 출력 예측값과 실측값을 의미한다.

테스트 기간 동안 총 1,440개의 사례에 대한 예측을 진행한 결과 제안된 방법으로 예측한 결과는 평균 4.41% 오차를 보이며, 기준 모형인 Persistence 모형의 10.39% 오차와 비교 시, 10분 단위 풍력 발전량 예측의 정확성을 향상시킴을 확인할 수 있었다.

4. 결 론

본 논문에서는 통계학에서 데이터 분석에 사용하는 요인분석을 이용한 풍력발전 출력 예측 모형을 제안하였다. 제안된 방법의 효용성을 검증하기 위해 2009년 1월 제주도 한경풍력단지 데이터와 고산기상대 데이터를 이용하여 풍력 단지 발전량 예측을 진행하였으며 사례연구 결과 확인 시 제안된 방법을 이용하면 풍력단지 예측 정확성을 개선할 수 있음을 확인하였다.

향후 제안한 방법의 타당성 검토 및 풍력 단지 발전량 예측 정확성 개선을 위한 추가 사례 연구가 필요하며, 풍속뿐만 아니라 풍향과 같은 날씨 요소를 고려하여 예측 정확도 개선이 필요할 것으로 사료된다. 또한 계절과 시간대에 따른 입력 데이터 차원 축소 영향성을 분석할 필요성이 있다.

References

- [1] EWEA, Wind energy scenarios for 2020, Jul. 2014.
- [2] Y Kang, The importance of national energy security and wind energy, KONEPA, 2014.
- [3] G Giebel, L Lnadberg, G Kariniotakis, and R Brownsword, State-of-the-Art on Methods and Software Tools for Short-Term Prediction wind energy production, Proc. of the 2003 European Wind Energy Association Conference EWEC'03, Jul. 2003.
- [4] K Kim, Y Park, J Park, K Ko, and J Huh, SFeasibility Study on Wind Power Forecasting Using MOS Forecasting Result of KMA, JKSES, vol. 30, no. 2, 2010.
- [5] G Sideratos and N Hatzigryriou, An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting, IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 22, No. 1, pp. 258~265. 2007.
- [6] M Negnevitsky and C Potter, Innovative Short-term Wind Generation Prediction Techniques, IEEE Power System Conference and Exposition, pp 60~65, 2006.
- [7] T El-Fouly, E El-Saadany, and M Salama, Grey Predictor for Wind Energy Conversion Systems Output Power Prediction" IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 21, No. 3, pp. 1450~1452. 2006.
- [8] J Palomares-Salas, J Rosa, J Ramiro, J Melgar, A Agüera, and A Moreno, ARIMA vs. Neural Networks for Wind Speed Forecasting, CIMS 2009 - International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications, 2009.
- [9] I Damousis, M Alexiadis, J Theocharis, and P Dokopoulos, A Fuzzy Model for Wind Speed Prediction and Power Generation in Wind Parks using Spatial Correlation, IEEE

- Transaction on Energy Conversion, Vol. 19, No. 2, pp. 352~361, 2008.
- [10] H Lee, J Cho, W Park, and J Kim, G. Song, Short-term Reactive Power Load Forecasting Using Multiple Time-Series Model, Journal of KIIE, vol. 18, no. 5, pp. 105-111, Sep. 2004.
 - [11] S Choi and H Kim, Short-term Demand Forecasting Using Data Mining Method, Journal of KIIE, vol. 21, no. 10, pp. 126-133, Dec. 2007.
 - [12] T Han and E Nahm, The Development of Model for the Prediction of Water Demand using Kalman Filter Adaptation Model in Large Distribution System, Journal of KIIE, vol. 15, no. 2, pp. 38-48, Mar. 2001.
 - [13] Haiyang Zheng and Andrew Kusiak, Prediction of Wind Farm Power Ramp Rates: A Data-Mining Approach, Journal of Solar Energy Engineering, vol. 131, Aug. 2009.
 - [14] C Lee, C Park, J Kim, and J Back, A Study on Improving Classification Performance for Manufacturing Process Data with Multicollinearity and Imbalanced Distribution, Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers, vol. 41, no. 1, pp. 25-33, Feb. 2015.
 - [15] Kanna B. and S.N. Singh, "AWN-Assisted Wind Power Forecasting Using Feed-Forward Neural Network," IEEE Trans. Sustain. Energy, vol. 3, no 2., pp. 306-315, Apr. 2012.

◇ 저자소개 ◇



위영민(魏永民)

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