

Analysis on Factors Influencing on Wind Power Generation Using LSTM

LSTM을 활용한 풍력발전예측에 영향을 미치는 요인분석

Song-Keun Lee, Joonyoung Choi
이송근, 최준영

Abstract

Accurate forecasting of wind power is important for grid operation. Wind power has intermittent and nonlinear characteristics, which increases the uncertainty in wind power generation. In order to accurately predict wind power generation with high uncertainty, it is necessary to analyze the factors affecting wind power generation. In this paper, 6 factors out of 11 are selected for more accurate wind power generation forecast. These are wind speed, sine value of wind direction, cosine value of wind direction, local pressure, ground temperature, and history data of wind power generated.

Keywords: Wind Power, Forecast, LSTM, Factor

I. Introduction

풍력발전의 정확한 예측은 계통 운용에 중요하다. 풍력은 간헐적이고 비선형적인 특성이 있어서 발전량의 불확실성이 높다. 불확실성이 높은 풍력발전을 정확히 예측하기 위해 풍력발전에 영향을 미치는 요인들에 대한 분석이 필요하다. 풍력발전은 바람 즉, 기상의 영향을 받는다. 현재 기상청에서 제공하는 종관기상관측(종관규모의 날씨를 파악하기 위하여 정해진 시각에 모든 관측소에서 같은 시각에 실시하는 지상관측) 자료는 기온, 풍속, 풍향, 습도, 증기압, 현지기압, 해면기압, 일조, 일사, 적설, 전운량, 중하층운량, 운행, 최저운고, 지면온도, 5 cm 지중온도, 10 cm 지중온도, 20 cm 지중온도, 30 cm 지중온도 등이다.

최근에는 인공지능을 이용한 풍력발전 예측에 관한 연구가 많이 진행되었다 [1]-[6]. 인공지능의 지도학습모드는 입력데이터와 출력데이터를 입력하면 인공지능이 주어진 데이터로 학습을 한다. 학습된 인공지능은 새로운 데이터를 입력하면 출력을 예측한다. 본 논문에서는 시계열 데이터의 예측에 좋은 LSTM (Long Short-Term Memory)을 적용하여 풍력발전을 예측하고 영향 요인을 분석했다.

풍력발전예측에 사용할 수 있는 요인들은 기상청에서 제공하는 요인들과 풍력발전량 실적값, 날짜 등으로 사용할 수 있는 요인들은 많지만 어떤 요인이 풍력발전 예측에 어느 정도의 영향을 미치는지에 대한 연구는 부족하다. Wang은 [7]에서 풍속과 풍력으로 풍력발전의 영향을 분석하였고 [8]-[9]에서는 부하와 풍속과의 상관계수를 활용하였다.

본 논문에서는 기상청이 제공하는 종관기상관측 자료 중 직

관적으로 풍력발전에 영향을 미치는 요소들로 기온, 풍속, 풍향사인, 풍향코사인, 습도, 증기압, 지역기압, 해수면기압, 지면온도와 연중 몇 번째 주인지와 풍력발전량 실적치 등 총 11개의 요소를 선택하여 오차분석을 통하여 풍력발전에 영향을 미치는 요인을 확인하였다.

II. 요소 영향 분석

A. 입력 데이터 작성

요인이 j 개이고 i 시간이면 입력데이터는 Eq. (1)과 같다.

$$X_i = [a_i, b_i, c_i, \dots, j_i] \quad (1)$$

여기서 a, b, c, \dots, j 는 요인, 첨자 i 는 시간 i 를 나타낸다.

입력 데이터의 요인들은 단위와 크기가 다르기 때문에 원 데이터를 입력하면 LSTM의 학습 효율이 떨어지므로 요인들의 정규화가 필요하다. 본 논문에서는 모든 요인에 대해 Min-Max 정규화를 시켰다. Min-Max 정규화는 Eq. (2)와 같이 각 요인의 최소값은 0에, 최대값은 1에 대응시키는 함수이다.

$$f(x) = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2)$$

여기서 x_{min} 은 변수 x 의 최소값, x_{max} 는 변수 x 의 최대값이다.

Article Information

Manuscript Received April 30, 2020, Revised June 3, 2020, July 16, 2020, Accepted August 7, 2020, Published online December 30, 2020

The authors are with Jeonju University, 303 Cheonjam-ro Wansan-gu, Jeollabuk-do 55069, Republic of Korea.

Correspondence Author: Joonyoung Choi (joon@jj.ac.kr)



This paper is an open access article licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International Public License.

To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0>

This paper, color print of one or more figures in this paper, and/or supplementary information are available at <http://journal.kepcoco.kr>.

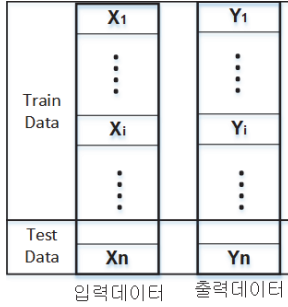


Fig. 1. Input data and Output data.

예측시점이 dt 일 때의 출력은 Eq. (3)과 같이 작성된다.

$$Y_i = [p_{i+1}, p_{i+2}, \dots, p_{i+dt}] \quad (3)$$

여기서 p_{i+dt} 는 $i+dt$ 시간의 요인 값이다. $dt=1$ 이면 X_i 의 데이터를 가지고 1시간 후를 예측하는 것이다.

예측시점이 한 시간이면 출력 데이터는 $Y_i=[p_{i+1}]$ 이고 예측시점이 두 시간이면 출력 데이터는 $Y_i=[p_{i+1}, p_{i+2}]$ 이다. 이와 같이 하여 예측시점이 n 시간이면 출력데이터는 $Y_i=[p_{i+1}, p_{i+2}, p_{i+n}]$ 이다.

딥러닝 학습을 위해 Fig. 1과 같이 데이터를 학습용 데이터(Train Data)와 검증용 데이터(Test Data)로 나눈다. 이 논문에서는 전체 데이터 중에서 90%를 학습용 데이터로, 10%를 검증용 데이터로 하였다.

효율적인 학습을 위해 일괄처리크기(batch size)를 n 으로 하면 입력은 $X=[X_T, X_{T-1}, X_{T-2}, \dots, X_{T-n}]$ 이고 출력은 $Y=[Y_T, Y_{T-1}, Y_{T-2}, \dots, Y_{T-n}]$ 가 된다.

본 논문에서는 요인들로 이뤄진 입력데이터를 LSTM 풍력발전 예측결과에 대해 오차분석을 함으로써 요인이 풍력발전에 영향을 많이 주는 요인인지 아닌지를 결정한다.

B. LSTM 모델 [10]

LSTM은 1997년 Hochreiter & Schmidhuber에 의해 제안된 순환신경망(RNN) 구조로 RNN의 문제점인 데이터의 장기 의존성(Long-Term Dependency)의 한계를 해결해 텍스트 생성, 음성인식, 텍스트 번역 등 순차적, 혹은 시계열 데이터의 학습 및 예측에 탁월한 성능을 보인 모델이다.

LSTM은 4개의 계층(layer)이 서로의 정보를 주고받는 형태로 신경망이 구성된다. LSTM의 핵심은 셀 상태(cell state)인데 이것은 인간의 '기억'에 해당한다. 셀 상태는 게이트(gate)에 의해서 제어되는데, LSTM은 입력 게이트(Input gate), 망각 게이트(Forget gate), 출력 게이트(Output gate)로 이루어진다. LSTM모델이 Fig. 2에 제시되어 있다. 망각 게이트는 Eq. (4)와 같이 입력과 이전 셀의 출력에서 어떤 정보를 버릴 것인지를 결정하는 역할을 한다. 입력 게이트는 Eq. (5)-(6)과 같이 입력되는 새로운 정보(시간 t 에서 입력되는 정보 x_t 와 $t-1$ 셀의 출력정보 h_{t-1}) 중에서 어떤 것을 셀 상태로 저장 혹은 기억할 것인지를 결정한다. 출력 게이트는 Eq. (7)-(8)과 같이 입력과 기억 중 어느 부분을 출력으로 내보낼지를 결정한다. Eq. (9)는 과거 셀 상태(기억)를 업데이트해서 현재 셀 상태를 만든다. LSTM에서도 오차를 줄여가는 방법으로 순환신경망과 같이 Back Propagation Through Time (BPTT)을 사용한다.

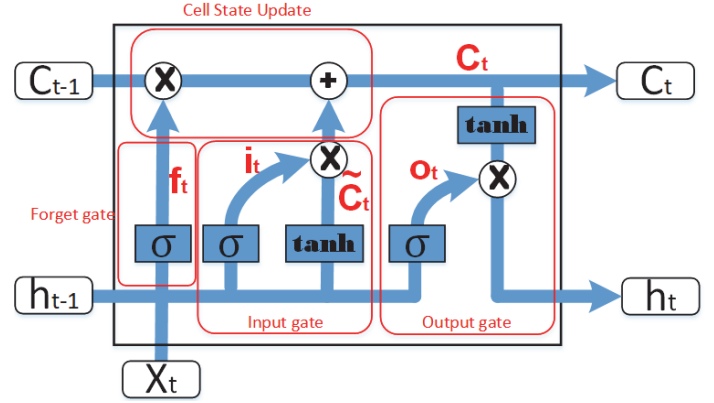


Fig. 2. LSTM model.

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (6)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (7)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t) \quad (8)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \quad (9)$$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (10)$$

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (11)$$

여기서 W_f 는 망각게이트 가중치, b_f 는 망각 게이트 바이어스, W_i 는 입력 게이트 가중치, b_i 는 입력 게이트 바이어스, W_o 는 출력 게이트 가중치, b_o 는 출력 게이트 바이어스, W_c 는 셀 게이트 가중치이고, x_t 는 시간 t 에서의 입력, h_{t-1} 는 시간 $t-1$ 에서의 출력, C_t 는 시간 t 의 기억(셀), C_{t-1} 은 시간 $t-1$ 에서의 기억이고, σ 는 시그모이드 활성화 함수, \tanh 는 Hyperbolic tangent 활성화 함수이다.

본 논문에서 사용한 LSTM모델은 1레이어, 96개의 시퀀스를 갖는다. 입력데이터의 크기는 요인수와 같다. 그리고 예측 시점에 따라 Eq. (3)과 같이 풍력발전 예측값을 출력한다.

C. 풍력발전에 영향을 미치는 요인 선택

고려하는 요인들을 II.B절에서와 같이 입력데이터로 작성하고 본 논문에서 제안하는 풍력발전에 영향을 미치는 요인선택 방법(Fig. 3)을 적용하여 풍력발전에 영향을 미치는 요인을 선택한다.

요인 선택 방법은:

- 1) 고려하는 모든 요인들로
- 2) II.B절과 같이 입력데이터를 작성하고
- 3) LSTM 풍력발전 예측 프로그램으로 발전량을 예측하고
- 4) 예측 오차율을 계산한다.
- 5) 고려하는 요인들 중에서 요인 하나를 빼고 나머지 요인들로 (2)-(4)의 과정을 순차적으로 모든 요인들이 한 번씩 빠질 때까지 반복한다.
- 6) 오차분석으로 요인을 선택한다.

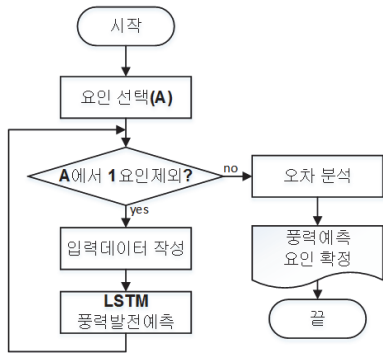


Fig. 3. Factor Selection method.

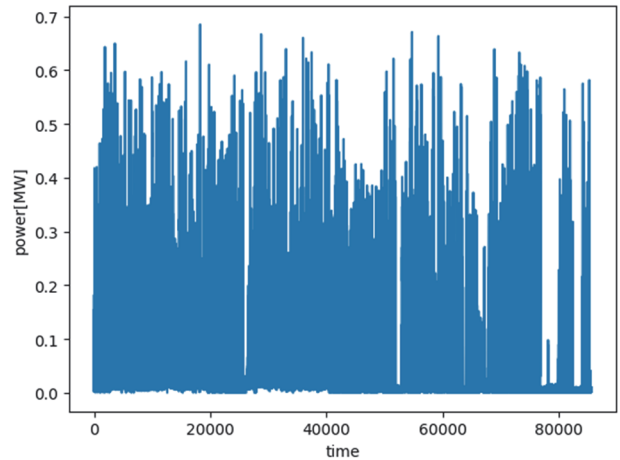


Fig. 4. Total wind power generated from 2010 to 2019.

TABLE 1
Total, Daily and Maximum Power Generated
During the Period of Processed Data
사용한 데이터 시점의 총 발전량, 일 발전량과 최대 발전량

연도	연간 총발전량 [MWh]	일 발전량 [MWh]	최대 발전량 [MW]
2010	497.6	1.3632	0.6497
2011	548.4	1.5024	0.6163
2012	401.6	1.0968	0.6851
2013	461.2	1.2624	0.6669
2014	490.0	1.3416	0.6602
2015	407.5	1.1160	0.6214
2016	444.2	1.2144	0.6710
2017	297.5	0.8160	0.6389
2018	401.2	1.0992	0.6330
2019	206.0	0.7416	0.5815

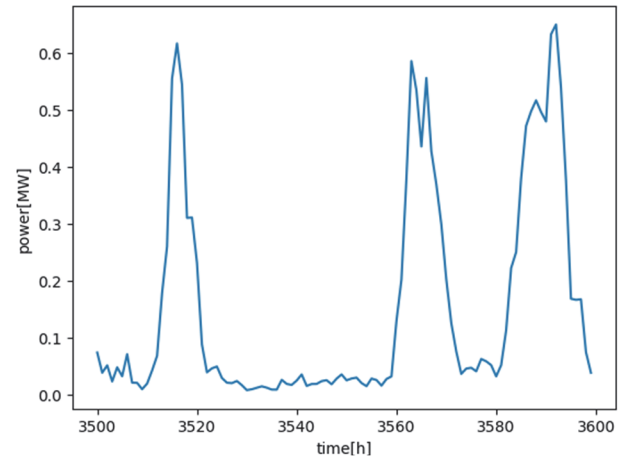


Fig. 5. Wind Power generated from 3,500 h to 3,600 h starting 1/1/2010.

위 과정을 순서대로 나타내면 Fig. 3과 같다.

오차분석은 모든 요인을 고려하고 LSTM 풍력발전 예측으로 예측한 발전량의 오차율을 기준으로 하여 요인 하나를 빼고 LSTM 풍력발전 예측으로 얻은 예측 오차율과 비교한다. 요인을 제거하고 얻은 예측 오차율이 기준 오차율보다 작으면 빠진 요인은 풍력발전 예측에 나쁜 영향(예측 오차율의 증가)을 준다. 요인을 제거하고 얻은 예측 오차율이 기준 오차율보다 크면 빠진 요인은 풍력발전 예측에 좋은 영향(예측 오차율의 감소)을 준다.

III. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 고려하는 요인 중 기상청에서 제공하는 풍향은 0도에서 360도의 범위를 가진다. 0도와 360도는 공간적으로 같은 위치이지만 값은 큰 차이를 보인다. 이에 풍향에 사인과 코사인을 적용하면 0도와 360도 일 때 값의 차이가 없다. 또한, 일 년 중 몇 번째 주인지를 나타내는 주 값에도 Eq. (12)와 같이 정현(sine)을 적용하였다.

$$\omega_i = \sin\left(z_i \times \frac{2\pi}{52}\right) \quad (12)$$

여기서 z_i 는 시간 i 에서의 연중 몇 번째 주인가를 나타내고 ω_i 는 z_i 의 정현 값을 나타낸다.

기상청에서 제공하는 기온(t), 풍속(s), 풍향의 사인(ds), 풍향의 코사인(dc), 습도(h), 증기압(a), 지역 기압(la), 해수면 기압(sa),

지면 온도(gt), 주(w)의 정현 값과 전력(p) 중에서 어떤 요인들이 풍력발전에 영향을 미치는지를 알아보았다. 풍력발전 전력량은 계통 운영자가 제공한 2010년 1월 1일 0시부터 2019년 10월 5일 23시까지의 시간별 지역 풍력 발전량(풍력 단지가 아닌)을 사용하였다. 사용한 데이터는 TABLE 1과 같다.

TABLE 1의 총 데이터 개수는 85,560개로 모든 데이터를 사용한 풍력발전량은 Fig. 4와 같고 2010년 1월 1일 0시부터 3,500 시간에서 3,600시간 사이의 풍력 발전량은 Fig. 5와 같다.

요인의 개수가 바뀌면 ILB결과 같이 입력데이터의 크기도 바뀐다. 시간 i 의 입력 데이터는 Eq. (13)과 같다.

$$X_i = [\omega_i, t_i, s_i, ds_i, dc_i, h_i, a_i, la_i, sa_i, gt_i, p_i] \quad (13)$$

여기서 각 기호는 기온(t), 풍속(s), 풍향의 사인(ds), 풍향의 코사인(dc), 습도(h), 증기압(a), 지역 기압(la), 해수면 기압(sa), 지면 온도(gt), 전력(p)이고 첨자 i 는 i 시간을 나타낸다.

11개의 요인을 입력 데이터로 만들어 LSTM에 입력하여 풍력발전량을 예측하였다. 그리고 순차적으로 요인 하나를 빼고 나머지 요인들로 입력데이터를 만들어서 LSTM으로 풍력발전 예측 오차율을 작성하였다. 예측 오차율은 Fig. 6과 TABLE 2에 나타나 있다.

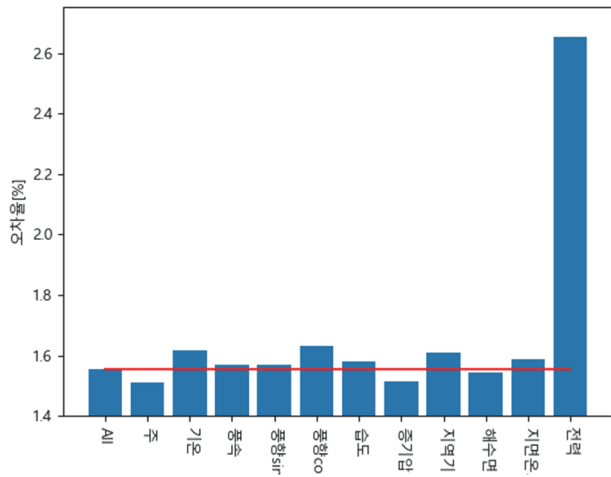


Fig. 6. Error rate considering 11 factors.

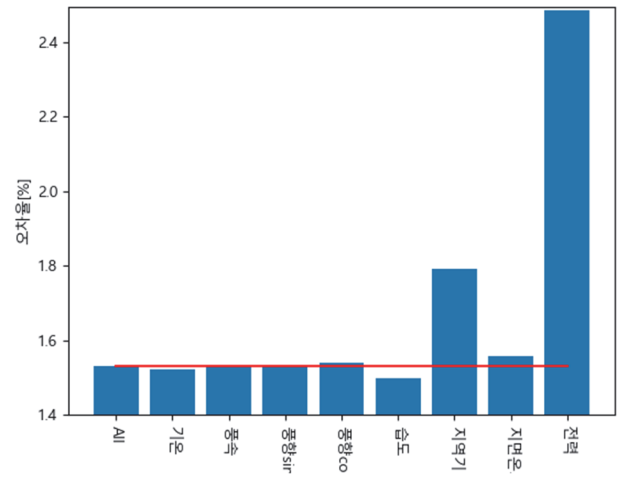


Fig. 7. Error rate considering 8 factors.

TABLE 2
Prediction Error Rate Considering 11 Factors
11개의 요인을 고려한 예측 오차율

빠진 요인 모델	오차율
모든 요인 포함	1.556 ± 0.240
주(연중 몇번째 주)	1.510 ± 0.223
기온	1.617 ± 0.257
풍속	1.568 ± 0.237
풍향의 사인	1.570 ± 0.218
풍향의 코스인	1.630 ± 0.345
습도	1.579 ± 0.237
증기압	1.516 ± 0.209
지역기압	1.611 ± 0.254
해수면 기압	1.543 ± 0.208
지면온도	1.588 ± 0.245
풍력전력 발전량	2.654 ± 0.265

11개의 요인으로 풍력발전을 예측하였을 경우, 모든 요인을 포함하면 1.556%의 예측 오차율이 발생하였다. 증기압을 제외하고 10개 요인으로 풍력발전을 예측하면 1.516%로 11개 모든 요인을 포함한 경우보다 예측 오차율이 줄어들었다. 이와 같이 예측 오차율이 11개 요인보다 적은 오차율을 보인 요인은 주, 증기압, 해수면기압으로 세 개의 요인은 풍력발전에 나쁜 영향(예측 오차율 증가)을 준다. 11개의 요인에서 세 개의 요인을 제외하고 8개의 요인으로 I.C절의 과정을 다시 실행하였다.

8개의 요인들은 기온, 풍속, 풍향사인, 풍향코스인, 습도, 지역기압, 지면 온도, 전력량이다. 8개 요인으로 풍력발전예측 오차율은 Fig. 7과 TABLE 3에 나타나 있다.

8개의 요인으로 풍력발전을 예측하였을 경우, 모든 요인을 포함하면 1.532%의 예측 오차율이 발생하였다. 기온을 제외하고 7개 요인으로 풍력발전을 예측하면 1.521%로 8개 모든 요인을 포함한 경우보다 예측 오차율이 줄어들었다. 이와 같이 오차율이 8개 요인보다 적은 오차율을 보인 요인은 기온, 습도 두개의 요인으로 풍력발전에 나쁜 영향을 준다. 8개의 요인에서 두 개의 요인을 제외하고 6개의 요인으로 위의 과정을 다시 실행한다.

6개의 요인들은 풍속, 풍향사인, 풍향코스인, 지역기압, 지면온도, 전력량이다. 6개 요인으로 풍력발전예측 오차율은 Fig. 8과

TABLE 3
Prediction Error Rate Considering 8 Factors
8개의 요인을 고려한 오차율

빠진 요인 모델	오차율
모든 요인 포함	1.532 ± 0.233
기온	1.521 ± 0.219
풍속	1.534 ± 0.219
풍향의 사인	1.534 ± 0.219
풍향의 코스인	1.539 ± 0.228
습도	1.497 ± 0.189
지역기압	1.791 ± 0.615
지면온도	1.557 ± 0.249
풍력전력 발전량	2.486 ± 0.224

TABLE 4에 나타나 있다.

6개의 요인을 모두 포함해서 풍력발전을 예측한 오차율은 1.511%이다. 풍속을 제외하고 5개 요인으로 풍력발전을 예측하면 1.542%로 6개 모든 요인을 포함한 경우보다 예측 오차율이 높아졌다. 모든 요인을 포함한 풍력발전 예측 오차율은 하나의 요인을 제외한 풍력발전 예측 오차율보다 적었다. 그러므로 6개의 모든 요인은 풍력발전에 좋은 영향(예측 오차율 감소)을 준다.

6개의 요인 중에서 예측 오차율이 기준값에 가장 근사한 두 개의 요인을 제거하고 4개의 요인으로 I.C절의 과정을 다시 실행한다. 4개의 요인들은 풍향코스인, 지역기압, 지면온도, 전력량이다. 4개 요인으로 풍력발전예측 오차율은 Fig. 9와 TABLE 5에 나타나 있다.

4개의 요인을 모두 포함해서 풍력발전을 예측한 오차율은 1.519%이다. 풍향의 코스인을 제외하고 3개 요인으로 풍력발전을 예측하면 1.581%로 4개 모든 요인을 포함한 경우보다 예측 오차율이 높다. 그러므로 4개의 모든 요인은 풍력발전에 좋은 영향(예측 오차율 감소)을 준다.

Fig. 10은 요인 개수별 풍력발전 예측 오차율을 보여준다. 요인 11개에서 풍력발전 예측 오차율에 나쁜 영향을 주는 요인 세 개를 제거했을 때 풍력발전 예측 오차율은 감소하였다. 또한, 요인 8개에서 풍력발전 예측 오차율에 나쁜 영향을 주는 요인 두 개를 제거했을 때 풍력발전 예측 오차율은 감소하였다. 하지만 요인 6개에서 풍력발전 예측 오차율에 좋은 영향을 주는 요인 두 개를

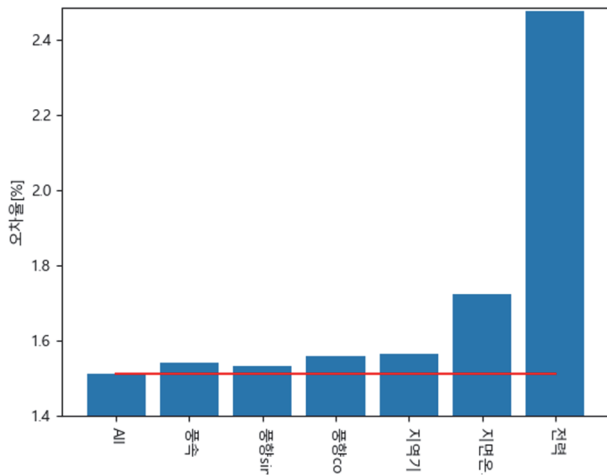


Fig. 8. Error rate considering 6 factors.

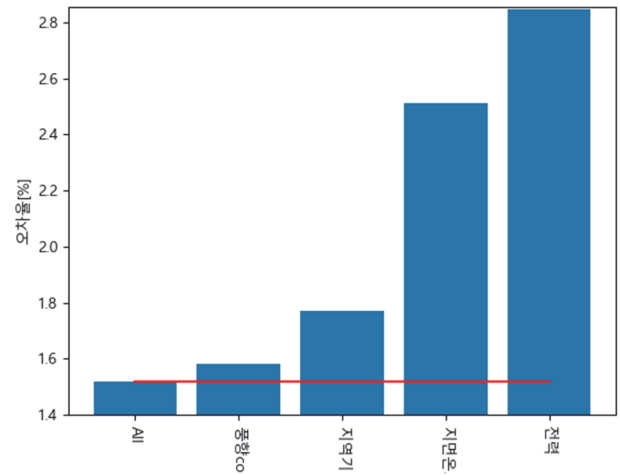


Fig. 9. Error rate considering 8 factors.

TABLE 4
Prediction Error Rate Considering 6 Factors
6개의 요인을 고려한 오차율

빠진 요인 모델	오차율
모든 요인 포함	1.511 ± 0.212
풍속	1.542 ± 0.219
풍향의 사인	1.533 ± 0.219
풍향의 코사인	1.560 ± 0.228
지역기압	1.565 ± 0.242
지면온도	1.725 ± 0.450
풍력전력 발전량	2.476 ± 0.230

TABLE 5
Prediction Error Rate Considering 4 Factors
4개의 요인을 고려한 오차율

빠진 요인 모델	오차율
모든 요인 포함	1.519 ± 0.218
풍향의 코사인	1.581 ± 0.231
지역기압	1.771 ± 0.560
지면온도	2.513 ± 0.622
풍력전력 발전량	2.846 ± 0.304

제거했을 때 풍력발전 예측 오차율은 증가하였다. 즉, 요인 개수가 6개에서 최소 예측 오차율을 보였다.

요인 개수가 11개인 경우보다 요인 개수가 6개인 경우 오차율은 다음 Eq. (14)와 같이 2.89% 개선되었다.

$$\Delta e = \frac{e_{11} - e_6}{e_{11}} = \frac{1.556 - 1.511}{1.556} = 2.89\% \quad (14)$$

여기서 e_{11} 은 요인 개수 11일때의 오차율, e_6 은 요인 개수 6개일 때의 오차율, Δe 는 개선된 오차율을 나타낸다.

IV. Conclusion

본 논문에서는 풍력발전에 영향을 미치는 요인들을 선택하는

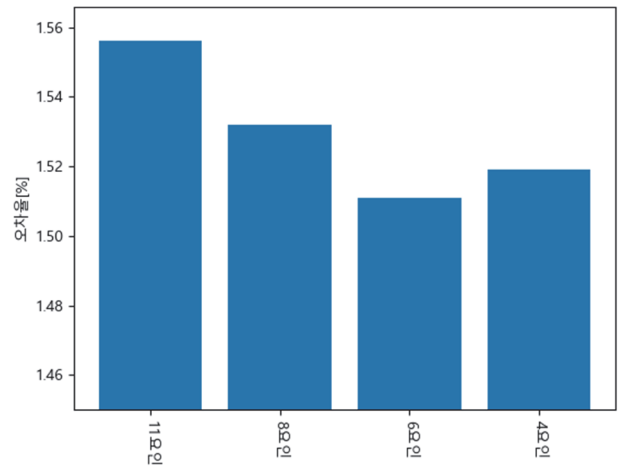


Fig. 10. Error rate by number of factors.

방법을 제안하였다. 기상청에서 제공하는 종관기상관측 자료 중 기온, 풍속, 풍향사인, 풍향코사인, 습도, 증기압, 지역 기압, 해수면 기압, 지면 온도와 연중 몇 번째 주인지와 풍력발전량 실적치를 요인으로 하여 풍력발전에 영향을 미치는 요인을 선택하였다. 그 결과 풍속, 풍향, 지역기압과 지면온도 그리고 풍력발전량의 과거 실적 데이터가 풍력발전 예측에 영향을 미친다는 것을 알 수 있었다. 또한, 요인의 수가 11개일 때보다 6개일 때 예측 오차율이 2.89%p 개선된 것을 확인할 수 있었다.

Acknowledgment

This research was supported by Korea Electric Power Corporation under Grant R17XA05-23.

References

[1] Yubo Tao, Yafei Zhang, Bo Chen, Jing Shi, "Combined Approach for Very Short Term Wind Power Probability Forecast," International

- Conference on Power System Technology, pp. 874-880, 2018, DOI 10.1109/POWERCON.2018.8601872.
- [2] Huai Nana, Dong Lei, Wang Lijie, Hao Ying, Dai Zhongjian, Wang Bo, "Short-term Wind Speed Prediction Based on CNN_GRU Model," Chinese Control and Decision Conf., pp. 2243-2247, 2019, DOI 10.1109/CCDC.2019.8833472.
- [3] Andrew Kusiak, Haiyang Zheng, Zhe Song, "Short-term Prediction of Wind Farm Power: A Data Mining Approach," IEEE transactions on Energy Conversion, pp. 125-136, 2009. DOI 10.1109/TEC.2008.2006552.
- [4] Xiaodan Wang, Yi Yang, Chuan Li, "Deep Belief Network based Multi-dimensional Phase Space for Short-term Wind Speed Forecasting," Sensing, Diagnostics, Prognostics and Control Conf., pp. 204-208, 2018, DOI 10.1109/SDPC.2018.8664936.
- [5] Xiaosheng Peng, Lei Xiong, Jinyu Wen, Yuan Xu, Wenhan Fan, Shuanglei Feng, Bo Wang, "A Very Short Term Wind Power Prediction Approach Based on Multilayer Restricted Boltzmann Machine," IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Conf., pp. 2409-2413, 2016, DOI 10.1109/APPEEC.2016.7779917.
- [6] Yeojin Kim, Jin Hur, Sang ho Park, Ja-Hyun Baek, Young-do Choy, Soonho Choi, Donghoon Jeon, Taegyun Kim, "An Advanced Techniques on the Power Output Forecasting Model of Wind Generating Resources (WGRs) based on Statistical Learning," The Korean Institute of Electrical Engineers summer conf., pp. 261-262, 2019.
- [7] Wang Xiaoming, Xie Yuguang, Gao Bo, Zheng Yuanjie, Chen Fan, "Analysis of Factors Affecting Wind Farm Output Power," 2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration, pp. 1-5, Dec. 2018, DOI 10.1109/EI2.2018.8582379:
- [8] Wenting Tan, Anan Zhang, "Study on short-term load forecasting method considering meteorological factors of offshore oilfield group microgrid," IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Asia, pp. 850-853, 2019, DOI 10.1109/ISGT-Asia.2019.8881350.
- [9] Xiaogang Wu, Zongxiang Lu, Ying Qiao, Rongfu Sun, Ruoyang Wang, "Wind Power Correction Method Including Multiple Factors Such as Wind-Abandon Coefficient," 2016 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, pp. 1-7, 2016, DOI 10.1109/PMAPS.2016.7764156.
- [10] Christopher Olah "https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/," colah's blog.