인공신경망 기반의 풍력발전기 발전량 예측에 관한 연구

Study on the Prediction of wind Power Generation Based on Artificial Neural Network

김 세 윤*, 김 성 호

(Se Yoon Kim¹ and Sung-ho Kim¹)

¹Kunsan National University, School of Electronic & Information Engineering

Abstract: The power generated by wind turbines changes rapidly because of the continuous fluctuation of wind speed and direction. It is important for the power industry to have the capability to predict the changing wind power. In this paper, neural network based wind power prediction scheme which uses wind speed and direction is considered. In order to get a better prediction result, compression function which can be applied to the measurement data is introduced. Empirical data obtained from wind farm located in Kunsan is considered to verify the performance of the compression function.

Keywords: wind turbine, neural network, wind speed, wind direction, wind power prediction

I. 서론

최근 화석에너지의 고갈에 대비한 친환경적인 대체 에너지원으로 풍력발전이 주목을 받고 있다. 독일, 네덜란드 및 덴마크를 중심으로 서유럽 여러 나라에서는 1970년대부터 풍력발전에 대한 많은 연구가 있어 왔고, 그 결과 최근에는 수 MW급 풍력발전 시스템을 상용화하기에 이르렀다. 국내에서도 다수의 연구기관을 중심으로 풍력발전 시스템의 국산화 연구개발이 활발히 진행되고 있으며 또한 정부 지원의 지역 에너지 사업을 통해 제주도 등 다수의 지역에 중대형 국내의 시스템이 도입되어 설치 운전되면서 국내 풍력 자원 개발의 가능성을 검토하고 있는 실정이다.

대부분의 풍력 발전 단지(wind farm)는 수 십대의 풍력발전기와 풍속 및 풍향의 측정을 위한 기상타워(meteorological tower)로 구성된다. 터빈 블레이드의 허브 높이에서의 풍속은 발전 용량과 밀접한 관계를 갖고, 초, 분, 시간 범위에서 지속적으로 변화하게 된다. 풍력발전 단지의 설치와 관련된 장기계획(long-term planning)에서 풍속의 예측은 연단위로 행해지고 있으며, 개별 풍력발전기의 제어를 위해서는 단기간(short term)의 풍속 예측이 요구된다. 특히 단기 풍속 예측은 풍력 터빈의 부하, 블레이드 피치각도의 변화 및 시간지연을 갖는 제어 시스템의 효율적인 운영을 위해 필요로 되며, 또한 전력 전송 스케줄링 및 재원의 효율적 분배를 통한 전력 계통 시스템의 신뢰도 향상을 위해서 필수적으로 요구된다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 7. 9., 수정: 2011. 9. 2., 채택확정: 2011. 9. 15.

김세윤, 김성호: 군산대학교 전자정보공학부

(ksydiary@kunsan.ac.kr/shkim@kunsan.ac.kr)

※ 본 연구는 교육과학기술부와 한국연구재단의 지역혁신인력양성 사업으로 수행된 연구결과임.

※ 상기 논문은 제어·로봇·시스템학회 전북제주시부의 학술대회에서 초안이 발표되었음.

예측 기법은 크게 통계학적 기법, 시계열 모델(time series model) 및 지능형 기법 등으로 구분될 수 있다[1]. 시계열 모델은 측정된 풍속 데이터와 통계학적 기법을 이용한 것으로 이들 중 대표적인 것으로 벤치마킹 기법으로 널리 사용되고 있는 ARMA 모델을 들 수 있다[2]. 지능형 기법은 퍼지 모델 또는 인공신경망을 이용한 것으로 일반적으로 ARMA 모델에 비해 예측 성능이 우수함이 입증된 바 있다[3].

본 연구에서는 시계열 모델보다 예측 성능이 우수한 인공신경망 기반의 예측기법에 대해 고찰하고자 한다. 기존 대부분의 연구에서는 풍속을 기반으로 발전량을 추정하였으나 본 연구에서는 풍향도 함께 고려함으로써 발전량 추정 특성이 향상됨을 보이고자 하였다. 또한 추정기로 사용될 신경망 학습의 효율을 극대화하기 위해 학습에 사용되는 풍향, 풍속 데이터에 적용될 수 있는 압축함수(compression function)를 도입하였다. 본 연구에서 제안된 전력추정기법의 유용성 확인을 위해 군산 비유항에 설치되어 있는 Vestas사의 850KW 풍력발전기로부터의 실제 측정 데이터를 기반으로 시뮬레이션을 수행하였다.

II. 바람의 특성

바람의 특성은 끊임없이 변화한다. 어느 특정 순간에 어떤 곳의 풍향 특성을 안다고 해서, 그 다음 순간의 바람 특성이 단정적으로 결정되지 않는다. 단지, 통계적인 방법을 활용하여 바람의 특성을 예측하는 것이 가능할 뿐이다. 바람의 통계적 특성에 대한 연구는 1957년 van der Hoven에 의한 것이 주로 사용되고 있다. 그의 연구결과에 의하면, 바람은 지구상의 어느 곳이나 그림 1과 유사한 풍속 에너지 스펙트럼을 갖게 된다.

그림 1의 수평축은 단위 시간당 바람 변화의 빈도수, $f(\text{cycles/hour})$ 를 나타내며, 수직축은 풍속의 파워 스펙트럼 밀도(PSD: Power Spectral Density), $S_{vv}(f)$ 에 f 를 곱한 양이다. 그림에서 보듯이 3개의 피크가 존재한다. 첫 번째

그림 1. Van der Hoven의 바람 특성 스펙트럼.

Fig. 1. The Van der Hoven wind spectrum.

피크는 $f = 10^{-2} \text{ cycles/hour}$ 의 빈도로 변하는 바람성분으로 이를 환산하면, 대략 4일 주기로 변화하는 풍속으로 기압골 영향으로 발생하는 바람 성분을 나타낸다.

두 번째 피크는 $f = 0.9 \times 10^{-1} \text{ cycles/hour}$, 즉 12시간 주기의 바람 성분을 나타내는데, 낮과 밤의 기온변화에 따른 영향에 의한 것이다. 세 번째 피크는 $f = 50 \text{ cycles/hour}$, 다시 말해 1분 주기로 변하는 난류(turbulence) 성분을 의미한다. 일반적으로 풍황해석에서 10분을 기본 단위로 하여 풍향이나 풍속, 또는 난류 강도(turbulence intensity)등을 측정하고 있다. 10분 주기는 그림에서 6 cycles/hour 에 해당하며, 10분 단위로 풍황의 통계학적 특성을 고려하면, 난류의 특성을 포함하여 고찰하는 것이 가능하게 된다. 이러한 난류 성분은 제어 특성의 변화, 구조물의 잔류 진동 등에 영향을 미치기 때문에 풍력터빈 시스템의 성능을 평가하는데 매우 중요한 요소가 된다.

III. 인공신경망 기법

인공신경망은 인간의 뇌를 모방하여 구현한 것으로 신경세포의 정보처리 및 전달과정과 유사하다. 인공신경망은 그림 2와 같이 입력층, 출력층 및 하나 이상의 은닉층으로 구성된다. 각 층은 다수의 유닛 혹은 뉴런으로 구성되어 있고 각 층의 뉴런은 수정 가능한 연결 가중치로 다른 층의 뉴런과 연결되어 있다. 지도학습법(supervised learning rule)을 따르는 인공신경망은 입력층에 훈련 패턴을 제시하고 신경망 내의 연산을 거쳐 출력층을 산출하는 과정과 산출된 출력값과 원하는 목표값이 일치하도록 신경망내의 연결 가중치의 값을 수정하는 과정을 거친다. 전자의 과정을 피드포워드

그림 2. 인공신경망의 구조.

Fig. 2. The structure of neural networks.

드 연산(feedforward operation), 후자의 과정을 학습(learning)이라 한다.

그림 2는 l 개의 입력과 U_m 개의 출력을 갖는 다층 구조의 인공신경망을 나타내며 총 $m-1$ 개의 은닉층과 한 개의 출력층으로 구성되어 있다. 식 (1)은 그림 2에 도시된 다층 구조의 각 계층별 입출력 관계를 나타내고 있다. 뉴런 모델의 가중치 행렬(W_n)과 바이어스 벡터(b_n)의 각 요소는 Hebbian 학습법, Widrow-Hoff 학습법, 역전파 알고리즘(back-propagation algorithm) 등에 의한 학습을 통하여 최적화 된다[5].

$$\begin{aligned} a_1 &= f_1(W_1 I + b_1) \\ a_2 &= f_2(W_2 a_1 + b_2) \\ &\vdots \\ a_m &= f_m(W_m a_{m-1} + b_m) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $a_{n-1} = [a_{n-1,1} \ a_{n-1,2} \ \dots \ a_{n-1,U_{n-1}}]^T$,

$$W_n = \begin{bmatrix} w_{n,1,1} & w_{n,1,2} & \dots & w_{n,1,U_{n-1}} \\ w_{n,2,1} & w_{n,2,2} & \dots & w_{n,2,U_{n-1}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n,U_n,1} & w_{n,U_n,2} & \dots & w_{n,U_n,U_{n-1}} \end{bmatrix},$$

$$\begin{aligned} a_0 &= I = [i_1 \ i_2 \ \dots \ i_l]^T, \\ b_n &= [b_{n,1} \ b_{n,2} \ \dots \ b_{n,U_n}]^T \end{aligned}$$

이다. 이때, $n = 1, 2, \dots, m$ 이고 $U_0 = l$ 이다.

IV. 시뮬레이션 고찰

본 장에서는 인공신경망을 기반으로 하는 전력 예측기법에 대해 고찰하고자 한다. 전력 예측기는 입력으로 풍속, 풍향 정보를 사용하고 출력으로 발전량을 사용한다. 실험에 사용된 데이터는 군산 비용도동 군장산업단지 내 설치된 850KW급 풍력발전기로부터의 데이터를 이용 하였다.

비용도 군산 풍력발전소는 2002년에 1호기를 시작하여 2007년에 10호기를 마지막으로 완공되었으며, 덴마크 NEG-Micon사의 750KW 모델(NM48) 6기와 덴마크 VESTAS사의 850KW 모델(V52) 4기로 구성되어 있다.

각 발전기의 허브까지의 높이는 45m와 49m이며 블레이드의 수는 3개이고 Cut-in wind speed는 4m/s, rated wind speed는 16m/s, Cut-out wind speed는 25m/s이다. 또한 NM48은 스톱제어방식이고 V52는 피치제어방식으로 운전되고 있으며 각 풍력발전기의 제원을 나타내면 표 1과 같다.

표 1. 비용도 풍력발전기 제원.

Table 1. Specification of wind turbine installed in Bee-eung wind farm.

	NM48	V52
Nominal output	750 KW	850 KW
Hub Height	45 m	49 m
Rotor Diameter	48 m	52 m
Number of Blades	3	3
Cut-in wind speed	4 m/s	4 m/s
Nominal wind speed	16 m/s	16 m/s
Cut-out wind speed	25 m/s	25 m/s

그림 3. 비응도 풍력발전 단지 전경.

Fig. 3. Landscape of Bee-eung wind farm.

그림 4. 실험에 사용한 인공 신경망 구조.

Fig. 4. Structure of neural network.

1. 사용된 인공신경망의 구조

인공신경망의 학습을 위해 Matlab에서 제공하는 neural network toolbox를 사용하였으며, 입력층, 은닉층 및 출력층은 각각 2, 2, 1의 뉴런으로 구성되었다. 또한 신경망의 학습을 위한 반복횟수는 500을 사용하였다.

2. 실측 데이터

군산 비응도의 풍력 발전기 7호기(850KW)의 2011년 2월 26일부터 동년 3월 29일까지의 10분 평균 풍속, 풍향 및 발전량을 나타내면 그림 5, 6, 7과 같다. 데이터는 각각 4464개가 있으며 신경망의 학습을 위해 사용될 데이터는 처음 4000개이며, 464개의 데이터는 학습된 신경망의 예측 성능의 확인을 위해 사용하였다.

상기와 같은 데이터를 이용하여 신경망을 학습하였다. 학습에 사용된 입력 데이터는 k -번째의 풍속 데이터 및 풍향 데이터이며 출력 데이터는 $k+1$ 번째의 전력 데이터를 사용하였다.

학습이 진행됨에 따라 출력 오차의 변화양상을 나타내면 그림 8과 같다.

학습이 완료된 신경망에 학습에 사용되지 않은 464개의 데이터를 입력하여 예측된 데이터와 실제 데이터를 나타내면 그림 9와 같으며 이들 간의 예측 오차를 나타내면 그림 10과 같다.

3. 학습 데이터의 압축

인공신경망의 학습시 사용되는 데이터에는 학습에 비효율적인 데이터가 포함되어 있기 때문에 인공신경망의 학습 효율 및 성능이 저하되는 문제점이 발생된다. 이에 본 연구에서는 이들 문제점을 해결하기 위해 학습시 사용되는 데이터를 가공하고자 하였다. 인공신경망의 학습의 효율성확대를 위해 채택한 방법은 다음과 같다.

그림 5. 풍속 데이터.

Fig. 5. Actual wind speed.

그림 6. 풍향 데이터.

Fig. 6. Actual wind direction.

그림 7. 발전량 데이터.

Fig. 7. Actual generated power.

그림 8. 학습단계에 따른 오차 변화율.

Fig. 8. Error change rate.

그림 9. 실측 데이터와 예측 데이터.

Fig. 9. Predicted and actual generated power.

그림 10. 실측 데이터와 예측 데이터간의 오차.

Fig. 10. Error between actual and predicted generated power.

그림 11. 풍속 데이터의 압축을 위한 압축함수.

Fig. 11. Compression function used for wind speed.

그림 12. 풍향에 따른 발전량 그래프.

Fig. 12. Influence of wind power generation according to wind direction.

그림 5의 풍속 데이터로부터 12m/s가 넘어가면 피치제어를 통하여 발전기의 정격 출력인 850KW를 얻어내기 때문에 학습에 사용되는 풍속은 최대 12m/s까지의 정보가 유용함을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 그림 11과 같은 풍속 데이터 압축 함수를 도입하고자 하였다.

풍향의 경우는 그림 12에서 알 수 있듯이 바람이 부는 방향에 따라 발전이 크게 되는 방향이 존재하기 때문에 발전량이 큰 풍향에 가중치를 두어 학습 데이터를 만드는 것이 유용함을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 그림 13과 같은 풍향 데이터에 적용될 수 있는 압축함수를 도입하고자 하였다.

전절의 인공신경망 학습의 경우와 마찬가지로 압축된 데이터를 인공 신경망의 학습데이터로 사용하였다. 학습에 사용된 입력 데이터는 k-번째 압축함수를 통해 얻어진 풍속 데이터와 풍향 데이터이며 출력 데이터는 k+1 번째 전력 데이터이다.

그림 13. 풍향 데이터의 압축을 위한 압축 함수.

Fig. 13. Compression function used for wind direction.

그림 14. 압축된 데이터를 사용할 경우의 학습단계에서의 오차 변화율.

Fig. 14. Error change rate in case of proposed scheme.

학습이 진행됨에 따라 출력 오차의 변화양상을 나타내면 그림 14와 같다. 그림 11, 13과 같이 주어진 압축함수를 통해 변환된 풍속, 풍향 데이터를 나타내면 그림 15, 16과 같다.

압축함수를 이용하여 4000개의 데이터를 학습시켰으며 학습이 잘 수행되었는지 학습 데이터를 학습이 완료된 인공신경망에 입력하였을 경우의 출력 특성을 나타내면 그림 17과 같다.

전절의 경우와 마찬가지로 압축된 학습데이터에 의해 학습된 인공신경망의 전력예측 특성을 알아보기 위해 학습에 사용되지 않았던 464개의 데이터에 대한 예측 성능을 나타내면 그림 18과 같으며 이의 예측 오차를 나타내면 그림 19와 같다.

압축함수를 이용하여 변환된 풍속, 풍향 데이터를 사용하였을 경우의 전력 예측오차와 압축함수를 사용하지 않았을 경우의 전력 예측오차를 나타내면 그림 20과 같다.

그림 15. 압축함수에 의해 변환된 풍속 데이터.

Fig. 15. Wind speed data obtained by applying compression function.

그림 16. 압축함수에 의해 변환된 풍향 데이터.

Fig. 16. Wind direction data obtained by applying compression function.

그림 17. 학습된 인공신경망의 예측 특성.

Fig. 17. Prediction characteristic of trained neural network.

그림 18. 압축 데이터를 사용한 경우의 예측 특성.

Fig. 18. Prediction characteristics in case of introducing compression function.

그림 19. 압축된 데이터를 사용할 경우의 예측 오차.

Fig. 19. Prediction error in case of introducing compression function.

그림 20. 전력 예측 오차.

Fig. 20. Prediction error.

그림 20에서 알 수 있듯이 압축함수를 도입하여 풍속, 풍향 데이터를 변환하고 이를 학습에 이용할 경우 전력 예측 오차가 상당히 줄어들음을 알 수 있다.

V. 결론

본 연구에서는 신경망 기반의 전력 예측기법에 대해 고찰하였으며 특히, 신경망의 효율적인 학습과 예측 오차의 최소화를 위해 풍속, 풍향 데이터에 적용가능한 압축함수를 도입하였다. 도입된 압축함수의 유용성을 확인하기 위해 실제의 계측 데이터에 적용하여 봄으로써 압축함수의 유용성을 확인할 수 있었다.

참고문헌

- [1] S. S. Jo and Y. S. Son, "Time series analysis," Yulgok Publishers, 2009.
- [2] J. H. Lee, "Time series analysis and applications," Freedom Academy, 2007.
- [3] F. Lin, X. H. Yu, S. Gregor, and R. Irons, "Time series forecasting with neural networks," *Complex Systems: Mechanism of Adaptation*, pp. 245-252, 1994.
- [4] S. Li, D. C. Wunsch, E. O'Hair, and M. G. Giesselmann, "Neural network for wind power generation with compressing function," *Neural Networks, International Conference on*, pp. 115-120, 1997.
- [5] H. G. Beyer, D. Heinemann, H. Mellinghoff, K. Mönnich, and H. P. Waldl, "Forecast of regional power output of wind turbines," *Proc. of the European Wind Energy Conference*, Nice, France, March 1999.
- [6] G. Giebel, J. Badger, I. Martí Perez, P. Louka, G. Kallos, and A. M. Palomares, et al., "Short-term Forecasting Using Advanced Physical Modelling -," the Results of the Anemos Project, Results from mesoscale, microscale and CFD modeling. Proceedings of the European Wind Energy Conference, Athens, Greece, 27 February-2 March 2006.
- [7] S. Y. Kim and S. H. Kim, "Study on the prediction of wind power generation based on artificial neural network," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, pp. 31-34, 2011.

김 세 윤

2008년 군산대학교 전자정보공학부 학사졸업. 2011년 동 대학원 석사. 관심 분야는 풍력발전, 인공신경망, 자동제어, 소프트웨어 설계 및 개발.

김 성 호

1984년 고려대학교 공과대학 학사졸업. 1986년 고려대학교 대학원 석사졸업. 1991년 고려대학교 대학원 박사졸업. 1988년~1990년 고려대 생산기술연구소 연구원. 1995년~1996년 Japan Hiroshima University Post-Doc. 1991년 군산대학교 제어계측공학과 교수. 관심분야는 풍력발전, 인공 신경망, 퍼지, 센서 네트워크, 공장 자동화 및 오류검출.