

Power Ramp Rate를 이용한 풍력 발전량 예측모델 구축

황미영*, 김성호*, 윤은일*, 김광득**, 류근호*

Building of Prediction Model of Wind Power Generation using Power Ramp Rate

Mi-Yeong Hwang*, Cheng Hao Jin*, Unil Yun*, Kwang Deuk Kim**, Keun Ho Ryu*

요약

전 세계적으로 화석연료의 많이 사용이 증가되고 있으며 이로 인해 온실가스가 배출되어 지구 온난화와 환경오염이 심각해지고 있는 실정이다. 지구의 환경오염을 줄이기 위해서 무공해 청정에너지인 신재생에너지에 대한 관심이 증가되는 추세인데, 그중에서도 풍력발전은 환경오염 물질을 배출하지 않고, 자원량이 무한대이기 때문에 많은 관심을 받고 있다. 하지만, 풍력발전은 전력 생산량이 불규칙한 단점을 갖고 있어 풍력 터빈의 손상과 전력 생산량이 불규칙적인 문제를 야기하여 이러한 문제점을 보완하기 위해 풍력 발전량을 정확하게 예측하는 것이 중요하다. 풍력 발전량을 정확하게 예측하기 위해서 전력 생산량이 급증 또는 급감하는 것을 의미하는 ramp의 특성을 잘 활용해야 한다. 이 논문에서는 예측의 정확도를 높이기 위하여 다계층 신경망을 이용해 예측모델을 구축하였다. 구축된 예측모델은 흔히 사용되는 풍속, 풍향 속성뿐만 아니라 Power Ramp Rate(PRR) 속성까지 사용하였다. 구축된 풍력 발전량 예측모델은 앞서 말한 세 가지 속성을 모두 사용한 경우, 두 속성을 조합하여 사용한 경우 총 4가지 예측모델을 구축하였다. 구축된 4가지 예측모델을 성능평가 한 결과 PRR, 풍속, 풍향의 속성 모두를 사용한 예측모델의 예측 값이 풍력 터빈에서 관측된 관측 값에 가장 근접하였다. 그로 인해 PRR 속성을 사용하면 풍력 발전량의 예측 정확도를 향상 시킬 수 있었다.

▶ Keyword : 예측 정확도, 예측모델, 풍력 발전량, Ramp, Power Ramp Rate(PRR)

Abstract

• 제1저자 : 황미영 • 교신저자 : 류근호

• 투고일 : 2011. 08. 30, 심사일 : 2011. 09. 07, 게재확정일 : 2011. 09. 13.

*충북대학교 컴퓨터과학과(Dept. of Computer Science, Chungbuk National University, KOREA)

**한국에너지기술연구원 (Korea Institute of Energy Research)

※ 본 연구는 국토해양부 첨단도시기술개발사업 - 지능형국토정보기술혁신 사업과제의 연구비지원(과제번호:06국토정보B01)과 2011년 교육과학기술부로부터 지원받아 수행된 연구(지역거점연구단육성사업 / 충북BIT연구중심대학사업단) 및 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구(No. 한국연구 2011-0001044)입니다.

Fossil fuel is used all over the world and it produces greenhouse gases due to fossil fuel use. Therefore, it cause global warming and is serious environmental pollution. In order to decrease the environmental pollution, we should use renewable energy which is clean energy. Among several renewable energy, wind energy is the most promising one. Wind power generation is does not produce environmental pollution and could not be exhausted. However, due to wind power generation has irregular power output, it is important to predict generated electrical energy accurately for smoothing wind energy supply. There, we consider use ramp characteristic to forecast accurate wind power output. The ramp increase and decrease rapidly wind power generation during in a short time. Therefore, it can cause problem of unbalanced power supply and demand and get damaged wind turbine. In this paper, we make prediction models using power ramp rate as well as wind speed and wind direction to increase prediction accuracy. Prediction model construction algorithm used multilayer neural network. We built four prediction models with PRR, wind speed, and wind direction and then evaluated performance of prediction models. The predicted values, which is prediction model with all of attribute, is nearly to the observed values. Therefore, if we use PRR attribute, we can increase prediction accuracy of wind power generation.

▶ Keyword : Prediction accuracy, Prediction model, Wind power generation, Ramp, Power Ramp Rate(PRR)

1. 서 론

최근 화석연료의 사용으로 필연적으로 발생되는 온실가스의 배출량이 크게 증대되어 지구의 평균온도를 높이는 지구 온난화 현상이 일어나고 있다 [1]. 지구 온난화 현상은 지구의 기후적 재앙을 일으키고 있으며, 또한 많은 화석연료의 사용으로 화석연료의 고갈을 촉진시키고 있다. 그리하여 온실가스를 유발을 방지하고 화석연료의 고갈 속도를 낮추기 위해 화석연료를 대체할 수 있는 신재생에너지가 가장 경쟁력 있는 방안으로 대두되고 있다 [2]. 현재 선진국에서 기술개발이 활발히 진행되어 실용화 단계에 접어든 신재생에너지로는 태양 에너지, 풍력에너지가 주종을 이룬다 [3, 4]. 이 중에서도 친환경적이고 대용량이 가능한 풍력발전은 향후 가장 경쟁력 있는 에너지로 지목되고 있다 [3]. 그리하여 전 세계적으로 풍력의 누적 보급량 기준이 연평균 27%씩 증가하고 있다. 국내에서도 풍력발전단지(영덕풍력발전단지(1.65MW급 24기)와 평창 황계의 강원풍력발전단지(2MW급 49기), 제주 한경의 남부발전단지(21MW)가 있는데, 이들 발전단지가 담당하는 총 시설 용량은 158.6MW로서 국내 풍력에너지 보급량의 약 83%를 담당하고 있다 [2].

풍력발전은 무공해 청정에너지이며 자원량이 무한대이고 바람이 부는 곳이라면 어디에서든지 전력생산이 가능하다. 그

리하여 풍력발전은 온실가스와 같은 환경오염물질이 배출되지 않기 때문에 공해물질 저감효과도 매우 크다. 그리고 국토를 효율적으로 사용할 수 있어 발전 단지의 면적을 보면 풍력 1,355m²/GWh, 석탄 3,642 m²/GWh, 태양열 3,561m²/GWh, 태양광 3,237m²/GWh로 풍력 발전이 가장 작은 면적을 사용한다. 그래서 풍력 발전은 이미 실용화 단계에 있으며 많은 국가에서 기술 개발보단 풍력 터빈의 보급을 주로 하고 있다 [5].

풍력 에너지는 풍력 발전소에서 전력을 생산하여 전력회사에 전력을 공급하고, 공급 받은 전력은 소비자의 요구에 맞춰 다시 소비자에게 전력을 공급해줘야 한다. 하지만 바람이 에너지원인 풍력 에너지는 전력 생산량이 불규칙하여 전력의 수요량과 공급량 비율을 맞추는데 어려움이 있고, 또 특정 기류 현상으로 전력 생산량이 급증하게 되면 풍력 터빈의 고장을 야기할 수 있다 [6]. 이렇게 전력 생산량의 변동이 심한 풍력 발전의 문제점을 해결할 방법으론 풍력 발전량을 정확하게 예측하는 것이다 [7].

앞서 설명한 풍력 발전량의 급증과 급감을 다른 말로 ramp라하며, 이러한 ramp를 전력 생산량의 변화를 비율로 표현한 것이 Power Ramp Rate(PRR)이다 [8]. PRR을 이용하여 예측모델을 구축하면 풍력 터빈의 손상 예방과 풍력 발전량을 정확하게 예측하여 전력의 공급과 수요를 균형 있게 제공할 수 있다.

이 논문에서는 전력 공급의 균형을 맞추고 풍력 터빈의 손

상을 예방하기 위해 풍력 발전량의 예측 정확도를 향상할 수 있는 예측모델을 제시하였다. 정확한 예측을 하기 위해서 흔히 사용하는 풍속, 풍향 속성뿐만 아니라 PRR의 속성을 이용하여 풍력 발전량의 예측한다. 예측 알고리즘으로 신경망, ARIMA, 회귀분석방법, 이동평균법, 지수평활법 등이 다양한 알고리즘들이 있지만, 이 논문에서는 이들 중 풍력 에너지의 변동특성을 은닉계층 내에서 자동으로 구성하는 장점이 있는 다계층 신경망을 사용하여 풍력 발전량을 예측하였다.

이 논문의 전체 구성은 다음과 같다: 2장에서는 ramp에 대한 정의와 예측 모델을 구축하는데 사용된 신경망 모델에 대한 설명을 한다. 3장에서는 풍력 발전량 예측모델을 구축하는 과정과 구축된 모델에 대해서 설명한다. 4장에서는 예측모델을 성능평가하고 그 결과에 대해서 설명한다. 마지막으로 5장에서는 결론과 향후 연구에 대해서 설명한다.

II. 관련 연구

바람을 이용하는 풍력발전은 바람이 불규칙적으로 부는 특징으로 인해 전력의 생산량이 급증하거나 급감하는 ramp의 특성을 나타낸다. 이러한 ramp를 이용하면 전력 공급의 스케줄링과 풍력 터빈의 손상을 예방을 할 수 있다. 2장에서는 정확한 풍력 발전량의 예측정확도를 높이기 위해 사용된 ramp와 신경망에 대해 설명한다.

1. Ramp의 정의

Ramp는 전력 생산량이 갑작스럽게 큰 변화(증가하거나 감소)를 할 경우 발생하는 특징이다. Ramp는 기본적으로 전력 생산량이 급증하는 ramp-up과 전력 생산량이 급감하는 ramp-down으로 구분할 수 있다. Ramp-up은 갑작스러운 돌풍과 같은 유사한 기상 현상으로 인하여 전력 생산량이 급증하는 경우이고, ramp-down은 바람의 세기가 너무 강해 풍력 터빈의 손상을 방지하기 위하여 풍력 터빈의 가동을 멈췄다거나 바람의 세기가 짧은 시간 내에 급격히 줄어들었을 때 나타나는 현상이다.

그림 1은 ramp를 설명하기 위한 것으로 예를 들어, 1시간 내에 생산량이 800kW 이상 증가하거나 감소한다면 그것은 ramp라 한다. 그림 1과 같이 약 08시에서 약 09시까지 한 시간 동안 800kW 이상 전력 생산량이 급증한 경우 ramp-up이라고 한다. Ramp-up의 반대인 ramp-down은 약 12시에서 약 13시까지 한 시간 동안 약 1000kW가 감소하여 ramp-down라 한다. 이렇게 단위 시간 내에 생산된 전력을 비율로 표현한 것

이 Power Ramp Rate(PRR)이고, 이것은 두 시점을 이용하여 전력 생산량의 변화가 얼마나 빠른 시간 내에 일어나는지를 측정할 수 있다. 다음은 PRR을 공식으로 표현한 것이다 [8].

$$PRR = \frac{|P(t + \Delta_t) - P(t)|}{\Delta_t} \dots\dots\dots (1)$$

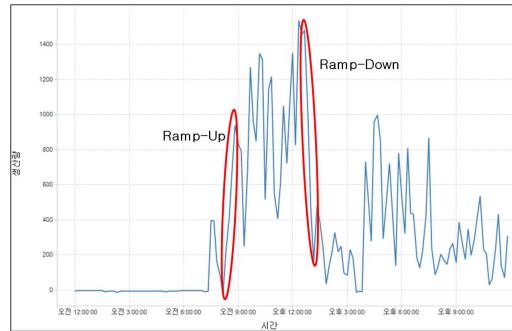


그림 1. Ramp의 예: 최소 1시간 이내에 생산량이 800kW 증가하면 Ramp

Fig 1. Ramp example: Change in power of at least 800kW of the capacity over a maximum duration of 1 hour

$P(t + \Delta_t)$ 는 시간 t의 시간 간격인 풍력 발전량, $P(t)$ 는 시간 t의 풍력 발전량, Δ_t 는 시간 간격을 의미한다 [7].

예를 들어, $P(t)$ 가 03시 10분이면, $P(t + \Delta_t)$ 는 03시 20분을 의미한다. 그림 2는 그림 1에 해당하는 전력 생산량의 PRR을 그림으로 표현한 것으로, 이것은 곧 전력 생산량의 비율을 의미한다. 이 PRR 속성을 예측모델 구축에 사용하면 풍력 발전량의 예측 정확도를 높일 수 있다.

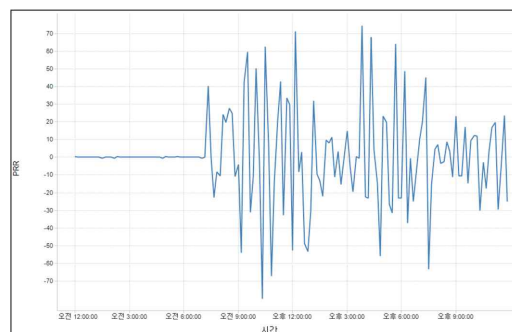


그림 2. 그림 1의 Power Ramp Rate
Fig 2. Power Ramp Rate of Fig 1.

2. 신경망

신경망은 각 연결에 연관된 가중치를 갖도록 연결된 입출력 단위들의 집합이며, 학습단계에서 이 네트워크는 입력속성들의 클래스 레이블을 정확하게 예측할 수 있도록 가중치들을 조정하여 학습한다 [22]. 처음으로 학습기능을 가진 신경망은 퍼셉트론(perceptron)으로 이것은 기존에 컴퓨터 알고리즘으로 연산하기 힘든 문제들을 쉽게 접근을 할 수 있었다 [10]. 그림 3의 (a)는 퍼셉트론으로 입력속성을 표현하는 입력노드와 출력속성을 표현하는 출력노드로 총 두 가지 노드로 되어 있다. 퍼셉트론에 이어 다계층 신경망(multilayer neural network)이 연구되었으며, 다계층 신경망은 퍼셉트론 보다 복잡한 구조를 갖고 있다. 그림 3의 (b)는 다계층 신경망을 나타낸 것으로 입력계층과 출력계층 사이에 중간단계 계층을 포함한다. 이 중간 단계는 여러 개로도 구성될 수 있으며 이것을 은닉계층(hidden layer)라고도 하며, 이 계층의 노드는 은닉노드(hidden node)라 한다 [8, 11].

신경망은 예측문제를 해결하기 위해 입력과 출력간의 상호 관계가 불분명할 때, 서로의 관계를 찾아주는 장점이 있어 많이 사용되고 있지만, 물리적인 현상을 파악하긴 어렵다는 단점이 있다 [12].

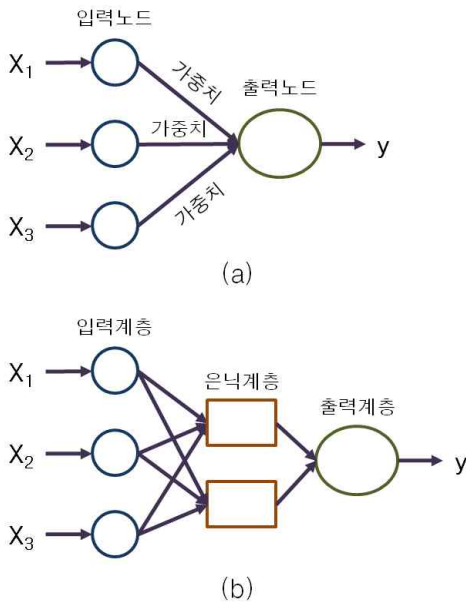


그림 3. 신경망: (a) 퍼셉트론 (b) 다계층 신경망
Fig 3. Neural Network (a) Perceptron (b) Multilayer neural network

III. 풍력 발전량 예측

풍력 발전량을 예측하기 위한 프레임워크는 그림 4와 같이 데이터베이스를 구축 후 풍력 데이터의 이상치나 누락 값을 처리하는 전처리 단계를 거친다. 그 후에 전체 데이터를 훈련 데이터와 검증데이터로 나누어 훈련데이터로는 예측모델을 구축하고, 검증데이터로는 구축된 예측모델에 적용하여 예측 모델을 성능평가하는데 사용한다. 이 논문에서는 다계층 신경망에 PRR 속성을 추가하여 풍력 발전량 예측모델을 구축하였다. 예측모델을 구축한 뒤 검증데이터를 예측모델에 적용하여 풍력 발전량을 예측하고, 성능평가 척도를 통해 모델의 예측 정확도를 알아본다.

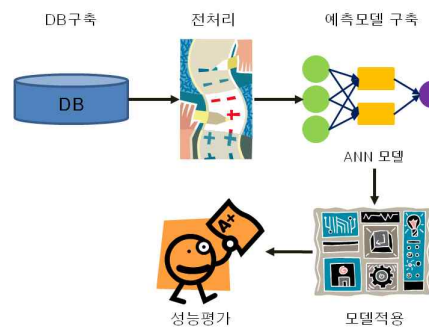


그림 4. 풍력 발전량 예측 프레임워크
Fig 4. Framework of wind power generation prediction

1. 풍력 데이터

이 논문에서 사용된 데이터는 제주도에 있는 총 발전용량이 1500kW인 하나의 풍력 터빈에서 10분 간격으로 2010년 04월 30일부터 05월 17일까지 측정된 데이터를 한국에너지기술연구원으로부터 제공받아 표 1과 같이 이용하였다 [2].

그림 5는 하루 동안 전력 생산량을 10분 간격으로 표현한 그래프로 하루 동안에 많은 생산량의 변화가 있다는 것을 알 수 있다. 이렇게 풍력 데이터는 전력 생산량이 불규칙적인 특징이 있어 전력을 공급하는데 어려움이 있고, 풍력 터빈의 고장을 야기할 수 있다. 이러한 문제점들 때문에 풍력 발전량을 정확하게 예측할 수 있는 예측모델을 구축해야한다.

이 논문에서는 풍력 발전량의 예측 속성으로 표 2와 같이 풍속, 풍향, PRR 총 세 가지 속성을 사용하였다. PRR의 속성은 10분 간격으로 풍력 발전 생산량의 비율을 구한 것으로 즉, 10분 동안 전력 생산량의 증감율을 이용하여 예측모델 구축에 사용하였다.

표 1. 풍력 발전량 예측에 사용된 데이터
Table 1. The used data for wind power generation prediction

데이터	설명	개수
훈련데이터	예측 모델을 구축하는데 사용하는 데이터	2304
검증데이터	구축된 모델을 평가하기 위해 사용하는 데이터	288

표 2. 예측 속성
Table 2. Prediction attributes

속성	설명	단위
풍속	바람의 속력	m/s
풍향	바람의 방향	동서남북
PRR	생산량의 Power Ramp Rate	kW/min

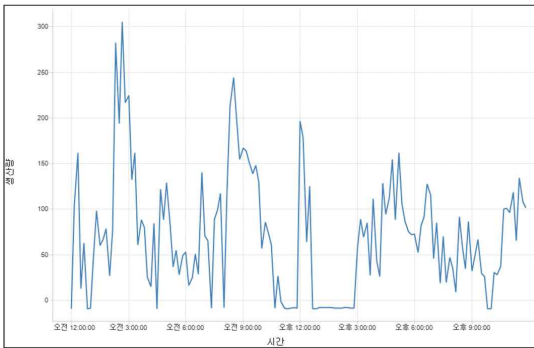


그림 5. 하루 동안의 풍력 발전량 (10분 간격)
Fig 5. Wind power output (10 minute intervals)

2. PRR를 활용한 예측모델 구축

이 논문에서는 예측모델을 다계층 신경망을 사용하여 단 시간 내에 많은 변화가 있는 풍력 발전량의 예측 정확도를 향상 시킬 수 있도록 구축하였다. 기존에는 예측모델을 구축하기 위해 일반적으로 풍속, 풍향 속성을 많이 사용하였다. 하지만, 이 논문에서 풍속, 풍향 속성 외에 전력 생산량이 불규칙적인 풍력발전의 ramp의 특성을 반영한 PRR 속성을 추가 예측모델을 구축하도록 제안하였다. 그 이유는 전력 생산량의 비율을 의미하는 PRR 속성을 이용하여 예측모델을 만들었을 때 예측 정확도에 어떠한 영향을 미치는지 알아보기 위함이다.

전체 데이터 중 훈련데이터를 사용하여 예측모델을 풍속, 풍향, PRR 등 세 가지 속성을 조합하여 표 3의 모델 1과 같

이 입력계층을 세 가지 속성들을 모두 사용했을 경우와 두 가지 속성들로만 이루어진 모델 2, 3, 4로 총 4 가지 모델로 구축하였다.

표 3. 풍력 발전량 예측모델
Table 3. Prediction model of wind power generation

모델	입력계층	은닉계층1	은닉계층2	출력계층
모델1	PRR 풍속 풍향	12	5	예측된 풍력 발전량
모델2	PRR 풍속	4	0	
모델3	풍속 풍향	19	1	
모델4	PRR 풍향	19	17	

IV. 성능평가

1. 예측모델의 성능실험

예측모델의 성능검증은 검증데이터를 구축된 4가지 예측 모델에 적용하였다. 그 결과 그림 6의 (a)에 표현된 것과 같이 모델 1의 예측 값이 관측된 값에 가장 근접하다는 것을 알 수 있었다. 다음으로 PRR과 풍속 속성을 사용한 그림 6의 (b)인 모델 2의 예측 값이 관측된 값에 근접하다는 것을 알 수 있었다. 하지만 PRR과 풍향을 이용한 그림 6의 (d)인 모델 4의 예측 값은 오차가 심하다는 것을 알 수 있었다.

2. 예측모델의 성능평가

예측모델을 성능을 평가하기 위해서, 최소 에러와 최대 에러를 구할 수 있는 절대 에러(AE), 평균 절대 에러(MAE), 표준편차(Std)를 사용하였다. 성능평가 척도의 공식은 다음과 같다 [7]:

$$AE(Absolute Error) = \hat{y}(t) - y(t) \dots\dots\dots (2)$$

$$MAE(Mean Absolute Error) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N AE(i)}{N}} \dots\dots\dots (3)$$

$$Std(Standard\ Deviation) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (AE(i) - MAE)^2}{N}}$$

..... (4)

$\hat{y}(t)$ 는 예측된 값, $y(t)$ 는 관측된 값, N은 검증데이터의 개수이다. 표 4는 각 모델 별로 오류를 나타낸 것으로, 모델 1부터 3까지는 거의 비슷한 오류율을 보이고 있지만, 그 중에서도 모델 1이 가장 낮은 오류율을 보였다. 하지만, 모델 4는 다른 모델들에 비하여 심각한 오류율을 보여, 모델 4로는 발전량을 예측하기엔 적합하지 않다는 결론을 내릴 수 있다.

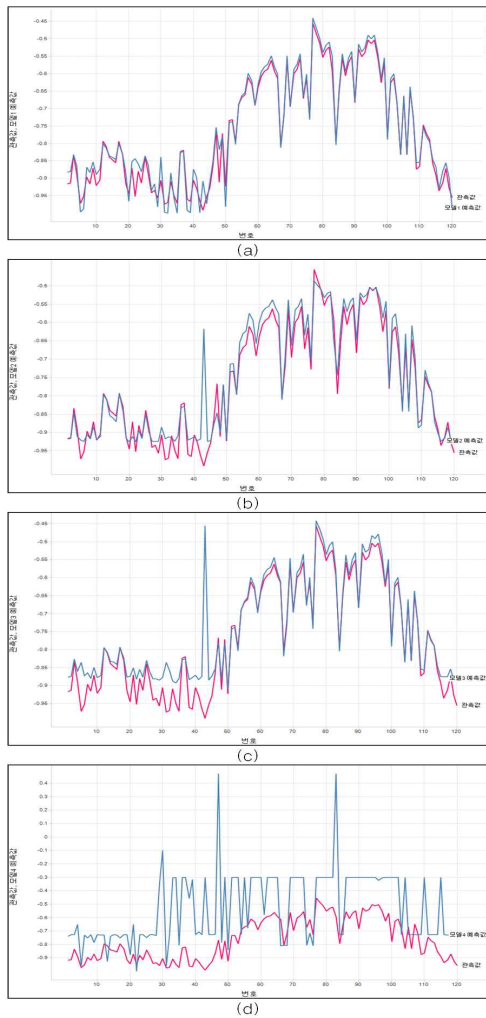


그림 6. 각 모델별 예측 그래프: (a) 모델1 (b) 모델2 (c) 모델3 (d) 모델4
 Fig 6. Prediction graph of each models: (a) model1 (b) model2 (c) model3 (d) model4

표 4. 각 모델의 오차율

Table 4. Error rate of each models

모델	최소 에러	최대 에러	MAE	Std
모델1	-1.937	0.058	0.044	0.192
모델2	-1.96	0.118	0.059	0.21
모델3	-1.959	0.014	0.064	0.2
모델4	-1.836	0.389	0.266	0.348

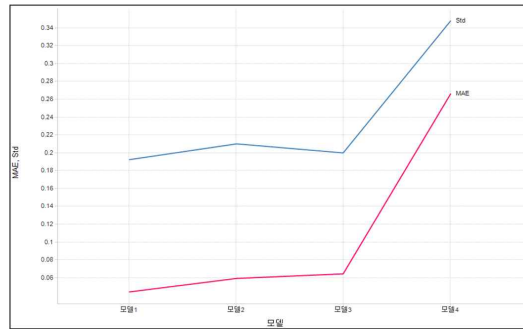


그림 7. 각 모델의 평균 절대 에러와 표준 편차
 Fig 7. Mean Absolute Error and Standard Deviation of each models

그림 7은 평균 절대 에러와 표준 편차를 이용하여 오류율을 그래프로 표현한 것으로, 그래프를 보아도 모델 1부터 3까지는 오류율이 거의 비슷하다는 것을 한 눈에 알 수 있다. 결론적으로 PRR 속성을 사용하면 예측 정확도를 향상시킬 수 있지만, PRR과 풍향의 속성을 이용한 모델 4는 풍력 발전량을 정확하게 예측하는데 서로 연관관계가 없다는 것을 알 수 있었다. 뿐만 아니라 PRR과 풍속 속성 또한 예측에 중요하다는 사실을 성능평가를 통해서 알 수 있었다.

V. 결론 및 향후 연구

이 논문에서는 풍력 발전량의 예측 정확도를 높이기 위하여 풍력 데이터의 특성을 반영한 PRR 속성을 다계층 신경망에 적용하여 예측모델을 구축하였다. 예측모델 구축에는 PRR 뿐만 아니라 풍속, 풍향의 속성을 함께 사용하여 4가지 예측모델을 구축하였다. 구축된 예측모델에 검증데이터를 이용하여 예측모델들의 예측 값을 얻은 결과 PRR, 풍속, 풍향 모두를 사용한 예측모델의 예측 값이 관측 값에 가장 비슷하게 예측하였다. 그 다음으로 PRR과 풍속을 사용한 예측모델이 관측 값에 근접한 것을 알 수 있었다. 하지만, PRR과 풍

향을 사용한 예측모델은 관측 값과 예측 값 간에 심한 오차를 보였다. 이러한 실험을 통하여 PRR의 속성을 사용하면 발전량의 변동이 심한 풍력 발전량의 예측 정확도를 향상시킬 수 있다는 결과를 얻었다.

향후 연구로는 ramp에 대한 연구는 최근에 시작되어 ramp가 ramp-up, ramp-down인지 알아차리기 위해 지속 시간과 진폭을 고려해야 한다. 하지만, 아직 이 두 가지에 대한 명확한 정의가 없어 ramp의 지속 시간과 진폭에 대한 연구가 이루어져야 한다. 이러한 연구로 인해, 풍력 발전으로 전력의 공급과 수요의 균형을 맞출 수 있으며 또한, 풍력 터빈의 손상을 미리 방지하는데 유용하게 사용될 수 있다.

참고문헌

- [1] Keungi Kim, "Prospects of Alternative Energy Development to Solve the Fossil Fuel Exhaustion and Global Warming", Hankuk University of Foreign Studies, graduation thesis, pp. 1-109, 2008.
- [2] Yongcheol Gang, and Gyeongsu Guk, "Expansional plan of wind energy capacity of electric grid," KIEE, Vol. 59, No. 8, pp. 26-32, August 2010.
- [3] KOREA INSTITUTE OF ENERGY RESEARCH (KIER), <http://www.kier.re.kr/>
- [4] KOREA INSTITUTE OF ENERGY RESEARCH (KIER), <http://210.98.3.184>
- [5] Seungguk Kim, "Analysis of New&Renewable Energy in the Korean Peninsula," Mokpo National Univ. graduation thesis, pp. 1-155, February 2007.
- [6] C. Ferreira, J. Gama, L. Matias, A. Botterud and J. Wang, "A Survey on Wind Power Ramp Forecasting," Argonne National Laboratory(ANL), pp. 1-40, December 2010.
- [7] R. Pyle, R. "Wind Ramp Prediction-Improved Predictability for Wind Energy Production," http://www.vaisala.com/en/press/vaisalanews/vaisalanews182/Pages/vn182_wind_ramp_prediction.aspx January 2010.
- [8] Haiyang Zheng and Andrew Kusiak, "Prediction of Wind Farm Power ramp rates: A Data-Mining Approach," JSEE, Vol. 131, August 2009.
- [9] Pang-Ning Tan, Michael Steinbach, and Vipin Kumar, "INTRODUCTION TO DATA MINING," Pearson Education, Inc, pp. 246-256, 2006.
- [10] Artificial Neural Network(ANN), http://blog.naver.com/oper_genius?Redirect=Log&logNo=20016457052
- [11] Hyun-Goo Kim, Yung-Seop Lee, Moon-Seok Jang, "Cluster Analysis and Meteor-Statistical Model Test to Develop a Daily Forecasting Model for Jeju Wind Power Generation," KENSS, Vol. 19, No. 10, pp. 129-1235, 2010.
- [12] Hyun-Goo Kim, Yeong-Seup Lee, Mun-Seok Jang, Nam-Ho Kyong, "A Study on Development of a Forecasting Model of Wind Power Generation for Walryong Site," KSES, Vol. 26, No. 2, 2006.
- [13] Sey-Yoon Kim and Sung-Ho Kim, "Comparative study on the performance of various wind speed predictors," KIISS, pp. 21-24, April 2011.
- [14] Seong-Jun Kim and In-Yong Seo, "A Study on Statistical Forecasting of Wind Power Using Wavelet Decompositions," KIISS, pp. 151-154, April 2011.
- [15] Keun-Suk Song, Hye-Suk Lee, "A Study on a Comparison of Error Magnitude Accuracies Among International Tourism Demand Forecasting Models," KTRA, pp. 83-111, July 2006.
- [16] Lee, Choong-Ki and Song, Hak-Jun, "Selecting Most Appropriate Time Series Forecasting Model," KTRA, pp. 289-311, December 2007.
- [17] Hyeongjin No, "Statistical analysis of multivariate analysis," Hyosan publishing company, pp. 628-629, 2007.
- [18] Urban Engineering, "Time series analysis technique," pp.4-6.
- [19] Park Yun-Ho, Kim Kyung-Bo, Her Soo-young, Lee Young-Mi, Huh Jong-Chul, "A Study on the Wind Data Analysis and Wind Speed Forecasting in Jeju Area," KSES, Vol. 30, No. 6, pp. 66-72, 2010.
- [20] Young-Mi Lee, Myoung-Suk Yoo, Hong-Seok Choi, Yong-Jun kim, Young-Jun Seo, "A study on the

Conceptual Design for the Real-time wind Power Prediction System in Jeju," KIEE, Vol. 59, No. 12, pp. 2202-2211, 2010.

저자 소개



황 미 영
 2009 : 청주대학교 컴퓨터정보공학과 공학사.
 현 재 : 충북대학교 대학원 컴퓨터과 학과 석사과정
 관심분야 : 데이터베이스, 데이터마이닝, 웹서비스
 Email : myhwang85@gmail.com



김 성 호
 2004 : 연변과학기술대학교 컴퓨터전자통신공학 공학사.
 2008 : 충북대학교 컴퓨터과학과 공학석사.
 현 재 : 충북대학교 컴퓨터과학과 박사과정,
 관심분야 : Stream Mining, Spatial-temporal Database, Discriminative Pattern Mining
 Email : kimsungho@dblab.chungbuk.ac.kr



김 광 득
 1987 : 대전산업대학교 전자계산학과 공학사.
 1999 : 전북대학교 대학원 전산통계학과 이학석사.
 2010 : 충북대학교 대학원 전자계산학과 이학박사,
 1981년~현재 : 한국에너지기술연구원 책임기술원
 관심분야 : 컴퓨터 보안, 데이터마이닝, 시공간데이터베이스, 네트워크 관리
 Email : kdkim@kier.re.kr



윤 은 일
 1997 : 고려대학교 이학석사.
 1997~2006 : 한국통신 멀티미디어연구소 전임/선임 연구원.
 2005 : Texas A&M Univ. 공학박사
 2005~2006 : Texas A&M Univ. 포스닥연구원
 2006~2007 : 한국전자통신연구원, 선임 연구원.
 2007~현재 : 충북대학교 전자정보대학 컴퓨터전공 조교수
 관심분야 : 데이터마이닝, 정보검색, 데이터베이스
 Email: yuneci@chungbuk.ac.kr



류 근 호
 1976 : 송실대학교 전산학과 이학사.
 1980 : 연세대학교 공학대학원 전산전공 공학석사.
 1998 : 연세대학교 대학원 전산전공 공학박사,
 1976~1986 : 육군군수 지원사 전산실(ROTC 장교), 한국전자통신연구원(연구원), 한국방송통신대 전산학과(조교수) 근무,
 1989~1991 : Univ. of Arizona Research Staff (TemplS 연구원, Temporal DB)
 1986년~현재 : 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 교수
 관심분야 : 시간 데이터베이스, 시공간 데이터베이스, Temporal GIS, 스트리밍 데이터, 지식 기반 정보검색 시스템, 데이터마이닝, 데이터베이스 보안, Biomedical 및 Bioinformatics
 Email : khryu@dblab.chungbuk.ac.kr