

풍력 발전을 위한 분산형 전원전력의 단기에측 모델 설계

송재주*, 정윤수**, 이상호***

한국전력공사 전력연구원 소프트웨어센터 SW엔지니어링*, 목원대학교 정보통신공학과**,
충북대학교 소프트웨어학과***

Design of short-term forecasting model of distributed generation power for wind power

Jae-Ju Song*, Yoon-Su Jeong**, Sang-Ho Lee***

KEPCO, Software Center SW Engineering*

Dept. of Information Communication & Engineering, Mokwon University**

Dept. of Software, Chungbuk National University***

요 약 최근 풍력에너지는 풍력터빈의 지능화뿐만 아니라 풍력 발전량 예측 부분에서 컴퓨팅과의 결합이 확대되고 있다. 풍력 발전은 기상상태에 따라 출력변동이 심하고 출력 예측이 어려워 효율적인 전력 생산을 위해서 신재생에너지를 전력계통에 안정적으로 연계할 수 있는 기술이 필요하다. 본 논문에서는 분산형 전원의 예측정보를 향상시켜 예측한 발전량과 실제 발전량의 차이를 최소화하기 위한 분산형 전원전력의 단기에측 모델을 설계한다. 제안된 모델은 단기 예측을 위해서 물리모델과 통계모델을 결합하였으며, 물리모델에서 생산된 격자별 예측값 중 예측 지점내 예측지점의 값을 추출하고, 물리 모델 예측값에 통계모델을 적용하여 발전량 산정을 위한 최종 기상 예측값을 생성한다. 또한, 제안 모델에서는 실시간 기상청 관측자료와 실시간 중기 예측 자료를 입력 자료로 사용하여 단기 예측 모델을 수행한다.

주제어 : 풍력 에너지, 태양광 에너지, 예측정보 시스템

Abstract Recently, wind energy is expanding to combination of computing to forecast of wind power generation as well as intelligent of wind powerturbine. Wind power is rise and fall depending on weather conditions and difficult to predict the output for efficient power production. Wind power is need to reliably linked technology in order to efficient power generation. In this paper, distributed power generation forecasts to enhance the predicted and actual power generation in order to minimize the difference between the power of distributed power short-term prediction model is designed. The proposed model for prediction of short-term combining the physical models and statistical models were produced in a physical model of the predicted value predicted by the lattice points within the branch prediction to extract the value of a physical model by applying the estimated value of a statistical model for estimating power generation final gas phase produces a predicted value. Also, the proposed model in real-time National Weather Service forecast for medium-term and real-time observations used as input data to perform the short-term prediction models.

Key Words : IMD, Key Distribution, Protocol, RSA

Received 11 December 2013, Revised 13 January 2014
Accepted 20 March 2014
Corresponding Author: Sang-Ho Lee(Chungbuk National University)
Email: shlee@chungbuk.ac.kr

ISSN: 1738-1916

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

분산형 전원 계통연계 전력예측시스템은 풍력과 태양광을 중심으로 기상예측 모델들이 개발되고 있으며 풍력과 태양광 예측 정보를 실시간으로 제공한다[1,2]. 분산형 전원 계통연계전력 예측 시스템은 기상예측 기술과 전력 기술을 융합한 시스템으로써 컴퓨팅과 융합이 확대되고 있는 시스템이다. 발전량 예측기술은 풍력 예측시스템을 중심으로 개발되고 있는데, 풍력 선진국인 덴마크, 독일, 스페인, 미국 및 기타 선진국에서 풍력단지 및 관련 관리 시스템에 설치되어 중요한 운영시스템으로 활용되고 있다[3,4,5,6].

풍력예측시스템은 현재 기상물리모델 WRF 시스템을 비롯한 시계열분석, ARIMA 모델, 칼만필터, 인공신경망 등과 같은 방식에 기반한 풍력 발전량 예측기술들이 개발하고 있다[7,8]. 발전량 예측 기술의 가장 중요한 기반 기술은 기상 예측 기술이며, 이외에 발전량 예측 정보의 최적화 기술 등으로 구성된다[9,10].

발전량 예측시스템은 최근 풍력터빈의 지능화뿐만 아니라 풍력발전량 예측 부문에서도 컴퓨팅과의 결합이 확대되고 있다. 발전량 예측시스템에서 중요한 것은 대상 지역의 기상 예측기술이며, 기상 예측을 위한 기본 틀을 그 지역에 맞게 최적화하는 것이다. 기존 발전소는 잘못된 예측 때문에 많은 연료와 운영비가 소비될 뿐만 아니라 석탄 또는 복합화력 천연가스 발전소로 구성된 기저 부하 발전소들의 재가동 비용과 시간이 많이 소비되는 문제점이 존재한다. 발전량 예측기술은 예측 정확도에 따라 경제적 효과가 입증되고 있으며, 예측 정확도가 증가함에 따라 다양한 분야에서 예측 정보의 활용도가 급격하게 증가하고 있다[5]. 예측시스템의 도입은 발전량의 증가와 에러률의 축소로 현재 가동중인 많은 백업 발전소의 수를 줄일 수 있다[11,12,13].

본 논문에서는 6시간 이내의 단기 예측에 대한 분산형 전원 전력 예측시스템 모델을 제안한다. 제안된 모델은 단기 예측을 위해서 물리모델과 통계모델을 결합하였으며 물리모델에서 생산된 격자별 예측값 중 예측 지점내 예측지점의 값을 추출하고, 물리 모델 예측값에 통계모델을 적용하여 발전량 산정을 위한 최종 기상 예측값을 생성한다. 제안된 단기 예측 모델에서는 풍속 단기를 위해 자기회귀평균이동(ARIMA, autoregressive

moving average) 기법과 신경망 회로(neural network) 기법을 결합한 일사량 단기 예측을 위한 신경망 모델을 사용한다. 또한, 제안 모델은 ARIMA 모형을 통해 1차로 단기 예측 정보를 생산하고, ARIMA 모형 예측 결과에 다시 신경망 모델을 적용하여 최종적인 단기 예측 정보를 생산하는 과정을 수행한다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 분산형 전원 계통 연계전력 예측 시스템에 대해서 알아본다. 3장에서는 분산형 전원 계통 연계전력 예측 모델을 제안하고, 4장에서는 풍력 발전량 예측 정보 오차율을 분석하고 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련연구

2.1 풍력 발전량 예측 기술

유럽 내 풍력선진국을 중심으로 2001년 ANEMOS 컨소시엄 설립 이래 풍력관련 대학, 연구소, 산업체, 전력운영자 등 전문가들이 모여 ANEMOS(7개국 23기관 참여) Project에서는 통계모델 및 물리모델의 예측정확도 향상을 위한 연구를 2006년까지 수행하였으며, 이후 ANEMOS.PLUS(8개국 22기관 참여) Project에서는 최종 사용자를 위한 비즈니스 프로세스와 풍력발전량 장기 예측방법에 대한 연구를 하고, SafeWind(9개국 23기관 참여) Project에서는 극단적인 상황에 대한 새로운 예측 기법 및 불확실도 평가를 연구하고 있다[8,14,15].

미국의 전력회사(PJM, ERCOT 등)에서는 eWind, Previento, WPPT 등 발전량 예측프로그램을 실제 전력 시스템 운영에 사용하고 있다[9]. 동일한 기술이 개발되어 사용되고 있는 유럽과 미국 등에서는 offshore 또는 평탄한 지형에 설비되어 발전량 예측을 실시하고 있다[10].

2.2 기상 물리 모델

기상 물리 모델이란 수치 역학 방정식을 이용하여 대기에서 일어나는 현상들을 물리적으로 계산하는 기법으로, 기상 예측을 위한 기초자료를 제공한다. 일반적으로 물리모델에는 대기의 상태를 계산하는 다양한 물리식과 물리과정 옵션이 있으며, 수차례 테스트 과정을 통해 지역 특성에 가장 적합한 옵션을 선정하는데, 이는 특정지점의 상세 예보에 있어서 필수적인 과정이며, 정확도 향

<Table 1> Major U.S. power company's wind generation forecasting system

구분	PJM	ERCOT	Midwest ISO	NYISO	CAISO	SCE	Hydro-Quebec
Effective generation	164,895MW	80,076MW	138,556MW	38,190MW	48,954MW	미공개	43,664MW
Operation Date	April. 2009	July. 2008	June. 2008	June. 2008 May. 2009	June. 2004	November. 2000	November. 2006
Using the model	Previento	eWind	Previento	eWind	eWind	eWind	Anemos/WPPT
Prediction	Physical models, statistical models, Wind turbine operating data Prediction by integrating	Physical models, statistical models Including power curve data	Physical models, statistical models	Topography, the observed data by numerical weather prediction models, such as a comprehensive analysis and statistics	Topography, the observed data by numerical weather prediction models, such as a comprehensive analysis and statistics	Terrain, observation and planning capacity, including power outages, including data and numerical weather prediction models, a comprehensive analysis of statistics	Analysis of the availability of Physical models and statistical models, the generator
Use form	Power production planning, preparedness wind generation forecast	Power production planning	Transmission, power failure reliability analysis compared against intermittent power production	Generation planning and use of feed	Electricity Sales Used bid	Development Plan	Power generation plan By feeding

상을 위해서 필수적인 과정으로서 매우 중요하다[2,3].

예측모델로는 MM5, WRF, CFD, MEMO, SAIMM, RAMS 등 있으며, 기상예보를 위한 물리모델로 3차원 기상수치 모델인 WRF(Weather Research and Forecasting) 모델을 구축한다. WRF 모델은 우리나라 기상청의 기존 예보모델인 MM5 (Mesoscale Model Version5)의 개선된 모델로써, 전 세계적으로 현업 및 날씨예보에 많이 사용되고 있는 모델이다. 이 모델은 NCAR의 중규모 및 미규모 기상국(MMM), 미 국립해양 대기센터(NOAA), 예보사업소(FSL), 미공군 날씨국(AFWA), 미해군사업소(NRL), 오클라호마 대학의 폭풍 예보 및 분석센터(CAPS), 미 연방항공국(FAA) 및 다수 대학의 과학자들이 참여하여 공동 개발하였다[5].

비선형 복잡계인 대기의 운동을 모수화(parameterization)하여 수많은 방정식으로 이루어져 있는 컴퓨터 프로그램을 이용하여 날씨를 예측하는 것을 기상수치모델이라 한다. 물리법칙에 근거한 수치방정식을 수치적으로 풀어서 시간을 전진시켜가면서 기상요소의 예측값을 계산한다. 우리나라와 같이 바다와 산악이

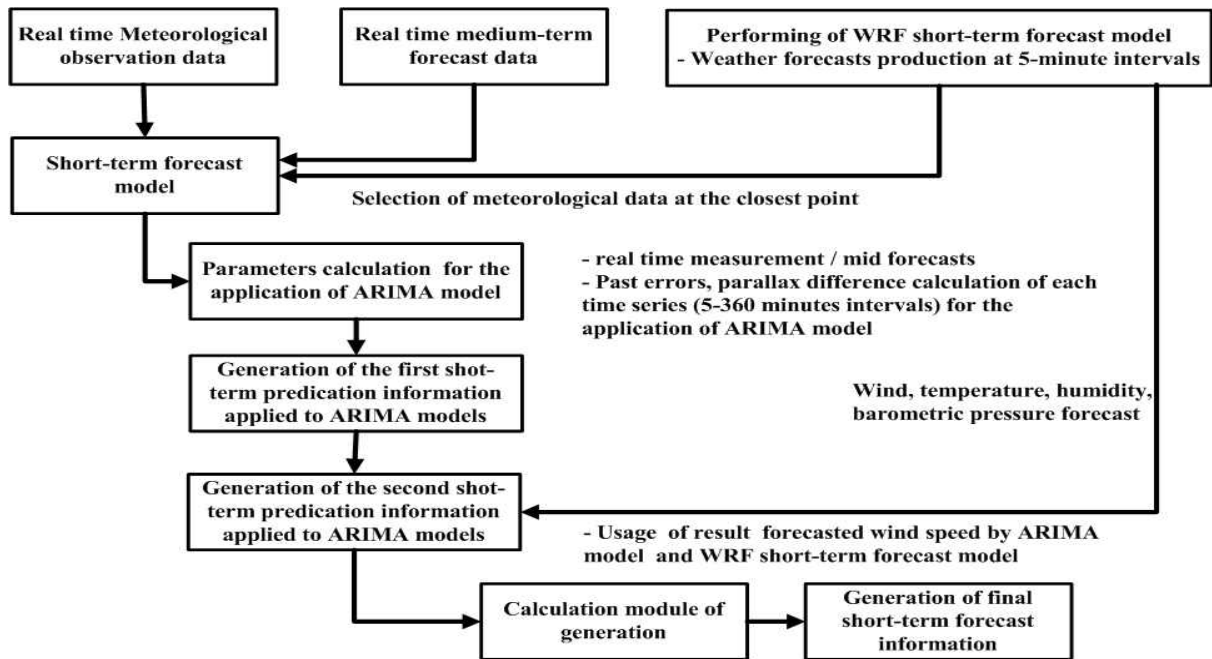
많고, 관측지점 분포가 고르지 못한 경우 예측모델이 바람직하다.

3. 단기예측 모델 설계

이 절에서는 분산형 전원 전력 예측시스템에 단기예측 기법을 적용하여 기상 변화에 따른 국지적인 기상장 변동을 고려한 6시간 이내의 단계 예측 모델을 제안한다.

3.1 개요

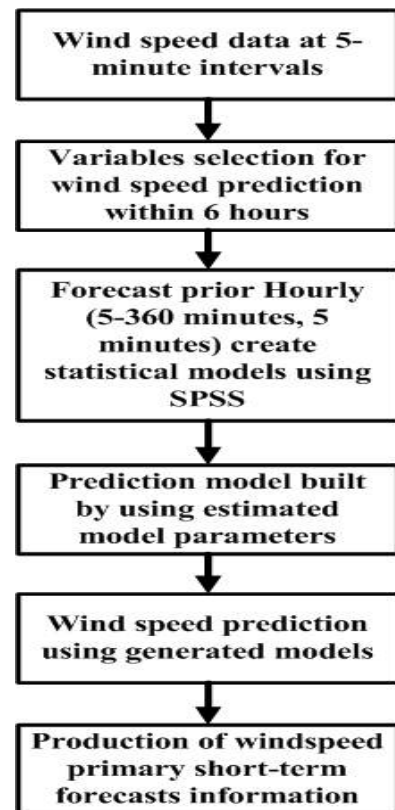
분산형 전원 전력 예측시스템은 6시간 이내의 단기 예측과 6시간부터 2주 후까지의 중·장기예측 자료가 출력 가능하다. 분산형 전원 전력 예측시스템에서 사용되는 일반적인 물리모델은 일반적으로 중규모 기상 변화에 따라 국지적인 기상장 변동을 고려한 6시간 이후의 중기 예측모형을 사용하는데 적합하다. 분산형 전원 전력 예측시스템에서는 현재 6시간 이내의 단기 예측기법 및 모델에 대한 필요성이 증가하고 있다. 본 논문에서는 단기 예



[Fig 1]. Structure of the short-term prediction model process

측을 위해서 물리모델과 통계모델을 결합하였다. 본 논문에서 단기 예측 결합 모델은 물리모델에서 생산된 격자별 예측값 중 예측 지점내 예측지점의 값을 추출하고, 물리 모델 예측값에 통계모델을 적용하여 발전량 산정을 위한 최종 기상 예측값을 생성한다. 풍속 단기 예측에 사용되는 대표적인 통계기법은 다중회귀(multiple regression), 신경망 회로(neural network), 자기회귀평균이동(autoregressive moving average) 등이 있으며, 이 기법들 중 2개 이상의 기법을 결합하여 사용하는 경우도 있다.

제안된 단기 예측 모델에서는 풍속 단기 예측을 위해 자기회귀평균이동(ARIMA, autoregressive moving average) 기법과 신경망 회로(neural network) 기법을 결합한 일사량 단기 예측을 위한 신경망 모델을 사용한다. 제안 모델에서는 실시간 기상청 관측자료와 실시간 중기 예측 자료를 입력 자료로 사용하여 단기 예측 모델을 수행한다. 단기 예측 모델을 ARIMA 모형을 통해 1차로 단기 예측 정보를 생산하고, ARIMA 모형 예측 결과에 다시 신경망 모델을 적용하여 최종적인 단기 예측 정보를 생산하는 과정을 수행한다. 또한, 제안 모델에서는 실시간 중기 예측 자료 생산을 위한 물리모델 외에, 단기 예측을 위한 WRF 물리 모델을 별도로 수행한다. WRF 물



[Fig. 2] Production process of wind speed short-term forecasts information

<Table 2> Error rate of short-term prediction model(Daegwallyeong)

Full Wind Speed					Start-up Wind Speed(more than 3m/s)				
Leading Time	ARIMA		ARIMA+Neural Networks		Leading Time	ARIMA		ARIMA+Neural Networks	
	MAPE (%)	RMSE (m/s)	MAPE (%)	RMSE (m/s)		MAPE (%)	RMSE (m/s)	MAPE (%)	RMSE (m/s)
10	40.2	1.6	38.0	1.5	10	27.8	1.4	26.9	1.4
20	37.4	1.5	35.8	1.4	20	25.7	1.3	25.0	1.3
30	33.4	1.3	32.3	1.3	30	22.8	1.1	22.5	1.1
40	34.7	1.4	33.7	1.3	40	23.7	1.2	23.5	1.2
50	35.3	1.4	34.2	1.3	50	23.9	1.2	23.6	1.2
60	40.2	1.6	38.0	1.5	60	27.8	1.4	26.7	1.3
70	34.8	1.4	33.5	1.3	70	23.9	1.2	23.4	1.2
80	38.0	1.5	36.3	1.4	80	26.0	1.3	25.3	1.3
90	34.4	1.4	33.3	1.3	90	23.5	1.2	23.2	1.2
100	34.9	1.4	33.9	1.3	100	23.8	1.2	23.5	1.2

<Table 3> Error rate of short-term prediction model(Gunsan)

Full Wind Speed					Start-up Wind Speed(more than 3m/s)				
Leading Time	ARIMA		ARIMA+Neural Networks		Leading Time	ARIMA		ARIMA+Neural Networks	
	MAPE (%)	RMSE (m/s)	MAPE (%)	RMSE (m/s)		MAPE (%)	RMSE (m/s)	MAPE (%)	RMSE (m/s)
10	49.5	1.0	46.7	1.0	10	26.0	0.8	24.6	0.8
20	46.1	1.0	44.7	0.9	20	23.5	0.8	23.0	0.7
30	48.1	1.0	45.8	1.0	30	25.0	0.8	23.9	0.8
40	44.0	0.9	42.8	0.9	40	22.8	0.7	22.3	0.7
50	43.8	0.9	42.7	0.9	50	22.8	0.7	22.3	0.7
60	49.0	1.0	46.5	1.0	60	25.2	0.8	24.1	0.8
70	44.5	0.9	43.0	0.9	70	23.0	0.7	22.3	0.7
80	46.0	1.0	43.9	0.9	80	24.0	0.8	23.0	0.7
90	44.8	0.9	43.2	0.9	90	23.3	0.7	22.5	0.7
100	45.0	0.9	43.2	0.9	100	23.5	0.8	22.6	0.7

리 모델을 별도로 수행하는 과정에서 생성되는 5분 간격의 기상 예측 정보는 신경망 모델의 입력자료로 활용한다. 제안 모델의 풍속 단기 예측 모델 프로세스는 그림 1와 같다. 그림 1처럼 제안 모델의 운영기간이 지속됨에 따라, 단기 예측자료와 실적 자료가 축적될 것이며, 이 자료를 이용해서 지속적인 통계 모델 개선을 통한 정확도 향상이 가능하다. 특히, 발전 단지내의 기상 측정 자료가 축적된다면, 해당 발전단지의 전력 예측 정확도가 더욱 향상될 것이다.

3.2 모형 구축을 위한 기초 자료

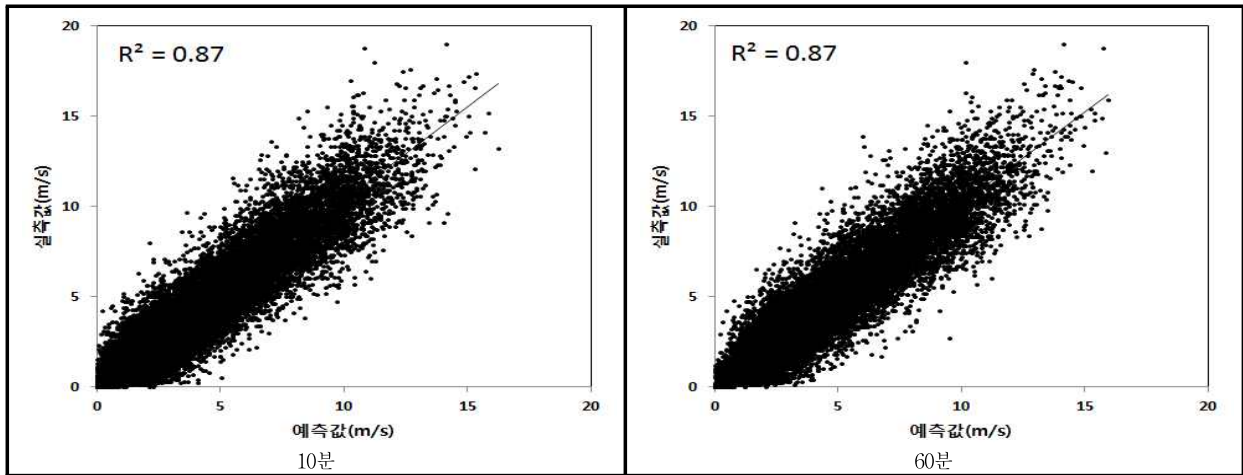
제안 모델의 풍속 단기 모형 구축을 위한 기초자료는 대관령(2011년 10월 ~ 2012년 9월)과 군산(2011년 12월 ~ 2012년 9월)에서 5분 간격의 풍향 및 풍속 자료를 이

용한다. 제안모델의 모형 구축을 위해 사용된 자료는 기상관측표준화법에 의해 지상 10m 고도에서 측정된 자료로써, 풍력 발전량 산정을 위한 발전기 허브 높이의 풍속과는 차이나 날 수 있으나, 지상과 허브 높이의 풍속 변화 패턴은 유사하므로, 지상의 풍속을 이용하여 통계 모형을 구축하는 데는 무리가 없다. 제안 모델에서 단기 풍력 예측 정보의 처리과정은 그림 3과 같은 과정을 통해 수행한다.

3.3 풍속 단기 예측 모델

3.2.1 자기회귀통합 이동 평균모형

제안 모델에서는 예측시스템의 실시간 정보 제공을 위한 안정성과 효율성을 고려하여 풍속 단기 예측을 위한 모형으로 자기회귀통합 이동평균모형(ARIMA, auto-



[Fig. 4] Predicted and actual values of short-term wind speed correlation model (Daegwallyeong)

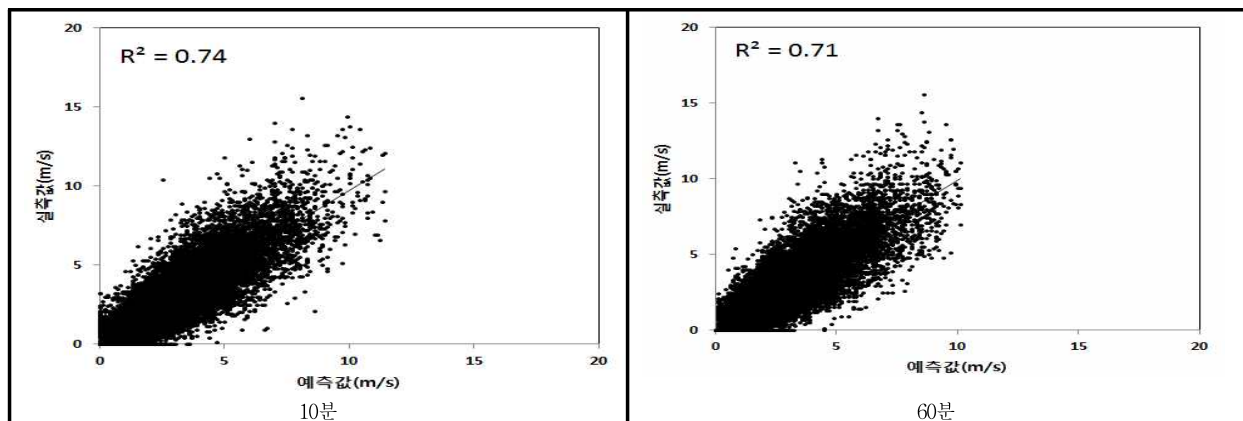
regressive intergrated moving average model)과 독립변수들과의 회귀식이 통합된 모형을 사용한다. 통계 모형 생성을 위한 독립변수는 현재를 기준으로 5분전, 10분전 및 15분전 풍속과 예측 시간 기준 전 정시 풍속, 후 정시 풍속 등 총 5가지로 선정한다.

실측 풍속과 선정된 5가지 변수를 기반으로, 각 예측 선행 시간별(5분~360분, 5분 간격) ARIMA 모형을 생성한다. 생성된 ARIMA 모형 차수는 WS(종속변수(실측 풍속)에 대한 ARIMA 모형 차수), WS_0(현재를 기준으로 5분전 풍속), WS_1(현재를 기준으로 10분전 풍속), WS_2(현재를 기준으로 15분전 풍속), WS1(예측 시간 기준 전 정시 풍속), WS2(예측 시간 기준 후 정시 풍속) 등을 사용한다.

3.2.2 신경망 모델

제안 모델에서는 ARIMA 모형을 통해 예측된 풍속과 실측 풍속과의 차이가 기상 패턴에 따라 달라진다는 것에 근거하여, 신경망 모델을 통해 ARIMA 모형의 오차값을 예측한 후, 이를 적용하여 풍속 예측값을 보정한다. 제안 모델에서는 물리 모델을 통해 풍속의 전반적인 패턴을 예측하고, ARIMA 모형을 통해 시간에 따른 변경망으로 예측한다.

제안 모델에서 신경망 모형을 도출하기 위해 대관령과 군산의 5분 간격 기상자료를 이용하였으며, 풍속, 풍향, 기온, 습도 및 기압의 총 5가지 기상요소를 사용한다. 기상 패턴은 풍향의 경우 0도부터 360도까지 45도 간격으로 총 8방위, 풍속의 경우 0.5m/s 부터 15m/s 까지 5단계, 15m/s 이상의 총 6단계로 나누어, 총 48가지 기상 패턴



[Fig. 5] Predicted and actual values of short-term wind speed correlation model (Daegwallyeong)

턴으로 분류한다.

ARIMA 모형 예측값의 오차를 기상 패턴별로 분류하여, 신경망 모형을 종속변수와 기상요소 변수 등을 이용하여 도출한다. 종속 변수는 ARIMA 모형 풍속 예측값 오차를 의미하고, 기상 요소 변수는 ARIMA 모형 풍속 예측값, 풍향, 기온, 습도, 기압등을 의미한다. 예측 시간의 단기 물리 모델 예측값(풍향, 기온, 습도, 기압)의 패턴을 인식하여 해당 신경망 모형을 적용한 후, ARIMA 모형 예측값에 적용하여 ARIMA 모형과 신경망 모델이 결합된 단기 예측값을 산정한다.

4. 성능 평가

제안 모델의 성능평가를 위해 풍속 단기 예측 모델은 1단계 ARIMA 모형과 2단계 신경망 모형으로 구축하여 성능 평가한다.

4.1 대관령 지역의 오차율

대관령 지역의 전체 풍속의 경우, 제안모델의 오차율은 <표 2>처럼 선행시간동안 ARIMA 단독 모델이 ARIMA와 신경망을 통합한 모델(MAPE)보다 평균 1.6% 높게 나타났다. 또한, ARIMA 단독 모델에 비해 ARIMA와 신경망 통합 모델의 RMSE가 평균 0.09% 감소하였다.

<표 2>의 시동 풍속의 경우, ARIMA 단독 모델에 비해 ARIMA와 신경망 통합 모델의 MAPE가 평균 0.6% 감소하였으며, 최대 1.4% 감소하였다. 또한, ARIMA 단독 모델에 비해 ARIMA와 신경망 통합 모델의 RMSE가 평균 0.03% 감소하였으며, 최대 0.1% 감소하였다.

그림 4의 풍속 단기 예측값과 실측값의 상관도를 분석한 결과, 결정계수(R²)가 모든 예측 선행시간대에서 0.8 이상으로 나타나 제안 모델의 풍속 단기 예측 모델이 풍속 예측에 적합한 것으로 나타났다

4.2 군산 지역의 오차율

군산 지역의 전체 풍속의 경우, <표 3>처럼 ARIMA 단독 모델에 비해 ARIMA와 신경망 통합 모델의 MAPE가 평균 1.9% 감소하였으며, 최대 3.0% 감소하였다. 또한, ARIMA 단독 모델에 비해 ARIMA와 신경망 통합 모델의 RMSE가 평균 0.03% 감소하였으며, 최대 0.1% 감

소하였다.

시동 풍속의 경우, ARIMA 단독 모델에 비해 ARIMA와 신경망 통합 모델의 MAPE가 평균 0.9% 감소하였으며, 최대 1.5% 감소하였다. 또한, ARIMA 단독 모델에 비해 ARIMA와 신경망 통합 모델의 RMSE가 평균 0.07% 감소하였으며, 최대 0.1% 감소하였다.

그림 6의 풍속 단기 예측값과 실측값의 상관도를 분석한 결과, 결정계수(R²)가 모든 예측 선행시간대에서 0.65 이상으로 나타났는데, 이는 대관령에 비해 상관도가 낮으나 상관계수(R)이 약 0.8정도로 풍속 예측에 무리가 없다.

5. 결론

최근 신재생에너지에 대한 관심이 급증하면서 풍력과 태양광 에너지를 전력계통에 안정적으로 연계할 수 있는 기술 요구사항이 증가하고 있다. 본 논문에서는 3차원 기상수치모델인 WRF(Weather Research and Forecasting) 모델을 기반으로 예보의 정확도를 향상시키기 위한 다양한 기반 작업을 풍력과 태양광의 예측시스템에 수행하여 풍력과 태양광의 예측정보 오차율을 비교분석하였다. 분석결과, 물리모델 최적화 전후 풍속보정으로 인한 발전량 예측결과는 2%~6% 정확도가 개선되었으며, 후류 손실 보정은 개선 효과가 거의 없는 것으로 나타났다. 또한, 어레이 온도보정으로 인한 발전량 예측결과는 3%~4% 정확도가 개선되었으며, 일사량 보정은 1%내외의 정확도가 개선되었다. 향후 연구에서는 풍력과 태양광 에너지원의 예측 모델에 대한 알고리즘을 개선하여 실제 환경에 운영할 계획이다.

REFERENCES

- [1] TrueWind Solutions(2003), "Overview of Wind Energy Generation Forecasting", NewYork State Energy Research and Development Authority, DraftReport.
- [2] V. François, L. Jacques, D. Olivier(2009), "Solutions to Reduce the Impact of Wind Prediction Errors on the Classical Electrical System Operation", Recent Patents on Electrical Engineering, Vol. 2, pp. 13-18.

[3] P. Pinson, G. Kariniotakis(2004), "On-line Assessment of Prediction Risk for Wind Power Production Forecasts", Wind Energy Journal, vol. 7, pp. 119-132.

[4] B. Abraham and J. Ledolter(2005), "Statistical methods for forecasting", Wiley, New York.

[5] G. E. P. Box, G. M. Jenkins and, G. C. Reinsel(1994), "Time series analysis, forecasting and control", 3rd Ed., Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.

[6] Z. Guo, W. Zhao, H. Lu and J. Wang(2012), "Multi-step forecasting for wind speed using a modified EMD-based artificial neural network model", Renewable Energy, vol. 37, pp. 241-249.

[7] M. Y. Hwang, C. H. Jin, U. Yun, K. D. Kim and K. H. Ryu(2012), "Building of prediction model of wind power generation using power ramp rate", Journal of the Korea Society of Computer and Information, vol. 17, pp. 211-218.

[8] S. Y. Kim and S. H. Kim(2011), "Study on the predication of wind power generation based on artificial neural netowrk", Journal of Institute of Control, Robotics and System, vol. 17, pp. 1173-1178.

[9] H. Lee(2012), "Analysis of time series models for consumer price index", Journal of the Korean Data & Information Science Society, vol. 23, pp. 535-542.

[10] A. More and M. C. Deo(2003), "Forecasting wind with neural networks", marine Structure, vol. 16, pp. 35-49.

[11] K. J. Oh, T. Y. Kim, K. Jung and C. Kim(2011), "Stock market stability index via linear and neural network autoregressive model", Journal of the Korean Data & Information Science Society, vol. 22, pp. 335-351.

[12] W. J. e. Potts(2000), "Neural network modeling course notes", SAS Institute Inc., Cary, NC.

[13] J. powers and M. M. Ali(2000), "Application of neural networks in aluminum corrosion", Journal of the Korean Data & Information Science Society, vol. 1, pp. 157-172.

[14] A. Sfetsos(2002), "A novel approach for the forecasting of mean hourly wind speed time series", Renewable Energy, vol. 27, pp. 163-174.

[15] Y. S. Lee, J. Kim, M. S. Jang and H. G. Kim(2013), "A study on comparing short-term wind power predication models in Gunsan wind farm", Journal of the Korean Data & Information Science Society, vol. 24, no. 3, pp. 585-592.

송 재 주(Jae-Ju Song)



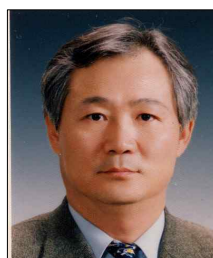
- 1991년 2월 : 충북대학교 전산통계학 학사
- 1991년 7월 ~ 1994. 3월 : 한전 정보처리처 직원
- 1994년 4월 ~ 2008. 1월 : 한전 전력연구원 선임연구원
- 2004년 2월 : 충북대학교 대학원 전자계산학 석사
- 2008년 2월 ~ 현재 : 한전 전력연구원 책임연구원
- 관심분야 : 스마트그리드, 분산전원 발전량 예측, 정보보호, 빅데이터, 소프트웨어공학
- E-Mail : jsong@kepco.co.kr

정 윤 수(Yoon-Su Jeong)



- 2000년 2월 : 충북대학교 대학원 전자계산학 이학석사
- 2008년 2월 : 충북대학교 대학원 전자계산학 박사
- 2009년 8월 ~ 2012년 2월 : 한남대학교 산업기술연구소 선임연구원
- 2012년 3월 ~ 현재 : 목원대학교 정보통신공학과 조교수
- 관심분야 : 센서 보안, 암호이론, 정보보호, Network Security, 이동통신보안
- E-Mail : bukmunro@mokwon.ac.kr

이 상 호(Sang-Ho Lee)



- 1976년 2월 : 숭실대학교 전자계산학과 학사
- 1981년 2월 : 숭실대학교 대학원 전자계산학과 석사
- 1989년 2월 : 숭실대학교 대학원 전자계산학과 박사
- 1981년 3월 ~ 현재: 충북대학교 전자정보대학 소프트웨어학과 교수
- 관심분야 : 네트워크보안, Protocol Engineering, Network Management
- E-Mail : shlee@chungbuk.ac.kr