

태양광 발전을 위한 발전량 예측 모델 분석

송재주*, 정윤수**, 이상호***

Analysis of prediction model for solar power generation

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

요 약 최근 태양광에너지는 실시간 태양의 위치를 추적하여 모듈경사각과 이루는 각을 산정하여 일사량을 보정하는 부분에서 컴퓨팅과의 결합이 확대되고 있다. 태양광 발전은 태양의 위치에 따라 출력변동이 심하고 출력 예측이 어려워 효율적인 전력 생산을 위해서 신재생에너지를 전력계통에 안정적으로 연계할 수 있는 기술이 필요하다. 본 논문에서는 실증단지 내 발전단지의 실시간 기상자료 예측값을 이용하여 최종적으로 태양광 발전량 예측값을 산정하는 태양광 발전을 위한 발전량 예측 모델을 분석한다. 태양광 발전량은 태양광 발전기별 모듈특성, 온도 등을 감안하여 보정계수를 입력하고 예측 지역의 위치 경사각을 분석하여 발전량 예측 계산 알고리즘을 통해 최종 발전량을 예측한다. 또한, 제안 모델에서는 실시간 기상청 관측자료와 실시간 중기 예측 자료를 입력 자료로 사용하여 단기 예측 모델을 수행한다.

주제어 : 태양광 에너지, 예측정보 시스템

Abstract Recently, solar energy is expanding to combination of computing in real time by tracking the position of the sun to estimate the angle of inclination and make up freshly correcting a part of the solar radiation. Solar power is need that reliably linked technology to power generation system renewable energy in order to efficient power production that is difficult to output predict based on the position of the sun rise. In this paper, we analysis of prediction model for solar power generation to estimate the predictive value of solar power generation in the development of real-time weather data. Photovoltaic power generation input the correction factor such as temperature, module characteristics by the solar generator module and the location of the local angle of inclination to analyze the predictive power generation algorithm for the prediction calculation to predict the final generation. In addition, 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 : Solar energy, estimating information system

1. 서론

분산형 전원 계통연계전력 예측시스템은 기상 예측 모델을 기반으로 풍력과 태양광 예측 정보를 실시간으로

제공하고, 기상 예측 기술과 전력 기술을 융합한 분산형 전원 계통연계전력 예측시스템 환경에 필수적인 시스템을 의미한다[1,2].

발전량 예측 기술의 가장 중요한 기반 기술은 기상 예

Received 8 January 2014, Revised 8 February 2014
Accepted 20 March 2014
Corresponding Author: Sang-Ho Lee
Email: shlee@chungbuk.ac.kr

© 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.

ISSN: 1738-1916

<Table 1> Global Status of photovoltaic generation forecast model

| Division | Approach | Grid, Time | Prediction Model |
|---|---|--|---|
| University of Oldenburg, German ECMWF-OL | sky model and statistical model Combination | ECMWF* - 0.25°x 0.25° - 3 hours | Global models, the post-processing |
| Bluesky, Austria a) SYNOP b) BLUE | a) cloud cover predicted by meteorologists b) BLUE: a statistical model | for b) GFS+ - 1° x 1° and 0.5°x 0.5° - 3 hours and 6 hours | |
| Meteocontrol, Germany MM-MOS | Model Output Statistics of Meteomedia GmbH | ECMWF* - 0.25°x 0.25° - 3 hours | |
| Cener, Spain CENER | The model output through continuously updated | Skironx/GFS+ - 0.1°x 0.1° - 1 hour | Mesoscale numerical model and post-processing |
| Ciemat, Spain HIRLAM-CI | Statistical correction | AEMET-HIRLAMx - 0.2°x 0.2° - 1 hour | |
| Meteotest, Switzerland, WRF-MT | Calculated by the average model | WRFx/GFS+ : - 5 km x 5 km - 1 hour | Mesoscale numerical model |
| University of Jaen, Spain WRF-UJAEN | Direct Model Output | WRFx/GFS+ - 3 km x 3 km - 1 hour | |

측 기술이며, 이외에 발전량 예측 정보의 최적화 기술 등으로 구성된다. 발전량 예측시스템은 개발 국가에 상관 없이 유사하며, 기상 예측을 위한 기본 틀을 그 지역에 맞게 최적화하는 것이 핵심 기술이다[3,4,5].

기존 발전소는 잘못된 예측 때문에 많은 연료와 운영비가 소비되고 있으며, 사용되고 있는 석탄 또는 복합화력 천연가스 발전소로 구성된 기저부하 발전소들의 재가동 비용과 시간이 많이 소비되고 있다. 발전량 예측기술은 예측 정확도에 따라 경제적 효과가 나타나고 있으며, 예측 정확도가 증가함에 따라 다양한 분야에서 예측 정보를 활용하고 있다. 예측시스템의 도입은 발전량의 증가와 에러율의 축소에 현재 가동중인 많은 백업 발전소의 수를 줄일 수 있다[6,7].

본 논문에서는 실증단지 내 발전단지의 실시간 기상 자료 예측값을 이용하여 최종적으로 태양광 발전량 예측값을 산정하는 태양광 발전을 위한 발전량 예측 모델을 분석한다. 태양광 발전량은 태양광 발전기별 모듈특성, 온도 등을 감안하여 보정계수를 입력하고 예측 지역의 위치 경사각을 분석하여 발전량 예측 계산 알고리즘을 통해 최종 발전량을 예측한다. 또한, 제안 모델에서는 실

시간 기상청 관측자료와 실시간 중기 예측 자료를 입력 자료로 사용하여 단기 예측 모델을 수행한다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 태양광 발전과 태양광 발전량 예측 기술에 대해서 알아본다. 3장에서는 태양광 발전 모델을 제안하고, 4장에서는 태양광 신장망 력 발전량 예측 정보 오차율을 분석하고 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련연구

2.1 태양광 발전

태양광 발전은 태양에너지를 직접 전기에너지로 변환하는 시스템으로, 태양빛이 반도체(실리콘-N형과 P형)에 비추어지면 이어진 전극간에 전자가 이동하게 되면 이러한 전자의 이동이 곧 전류로서 전기가 생성된다 [1,8,9].

태양광발전량의 산정은 각 시간대별 일사량에 대한 태양전지 어레이의 출력으로 산정한다. 태양전지 어레이는 식 (1)에 의해서 산정된다.

$$P_{pv,ave} = \int P(S)f(S)dS \quad \text{식 (1)}$$

여기서, $P(S)$ 는 태양전지 어레이 출력을 의미하고, $f(S)$ 는 확률밀도함수를 의미한다.

태양전지 어레이의 효율은 항상 일정한 값을 갖는 것이 아니라 일사량의 변화에 따라 발전효율도 변하는 물리적인 특성을 가진다. 변환효율은 단위일사량에 대한 태양전지 어레이의 출력전력의 비이며, 특정 일사량지점(KC)을 지나면 효율의 증가가 포화되는 특성을 가진다.

태양전지 어레이의 출력전력(PPV)은 해당시간(τ)에서의 일사량(G_t)에 비례하기 때문에 일사량에 대한 출력전력은 식 (2)~식 (3)과 같다.

$$P_{PV}(\gamma) = \frac{\eta_C}{K_C}(G_t)^2, 0 < G_t < K_C \quad \text{식 (2)}$$

$$P_{PV}(\gamma) = \eta_C \cdot G_t, G_t < K_C \quad \text{식 (3)}$$

태양광 발전시스템의 발전전력량은 식 (4)와 같다.

$$P_{PV,ave} = P_{PV}(\gamma) \cdot A \cdot Y_P \text{ (kWh)} \quad \text{식 (4)}$$

여기서, $P_{PV}(\gamma)$ 는 태양전지 어레이 출력(kW)를 의미하고, A 는 총 어레이 면적(m^2)을 의미한다. Y_P 는 시스템 가동시간(hour)을 의미한다.

2.2 태양광 발전량 예측 기술

화석연료의 고갈로 인하여 대체 에너지의 개발이 본격화됨에 따라 현재 우리나라는 태양광 발전 시스템의 설치가 날로 증가하고 있다[10,11]. 현재 태양광 발전시스템이 설치된 지역의 일사량 확률분포함수, 태양전지 효율, 시스템 설계 파라미터를 이용하여 해당 발전시스템의 발전량을 미리 예측할 수 있는 사업과 일사량 분포를 미리 조사하여 태양광 발전시스템의 설치 지점을 결정하는 사업이 활발하게 진행되고 있다. 또한 일사량 이외에 주위온도를 함께 고려하여 발전량을 예측하는 방안 또한 고려되고 있다[12].

덴마크의 예측모델은 PV 시스템 원격모니터링의 생산량 데이터와 결합하여 보다 정확한 발전량 데이터를 최대 3일까지 예보하며, 매 15분마다 실시간으로 제공하

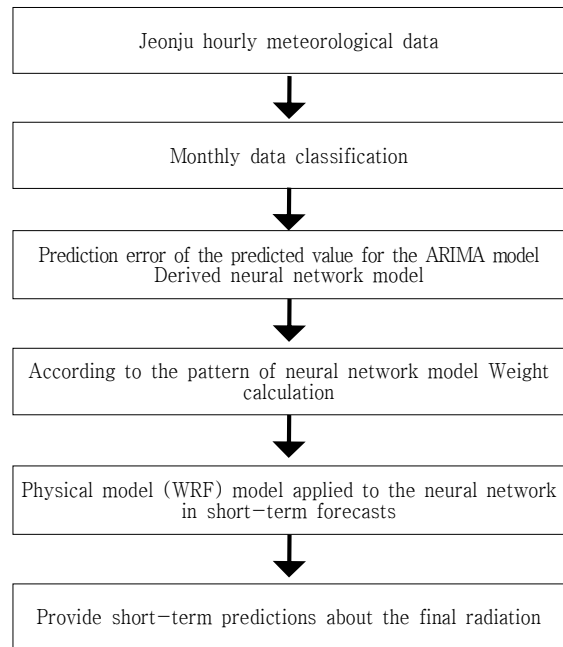
고 있다. 현재까지 태양광발전량 예측시스템의 정확도는 1~72시간 예측정확도는 맑은 날인 경우 8~15%의 오차율을 나타내며, 모든 날에 대해선 38~60%의 오차율이 나타나고 있다[4,7].

3. 태양광 발전 예측 모델

이 절에서는 실증단지 내 발전단지의 실시간 기상자료 예측값을 이용하여 태양광 발전량의 예측값을 산정하기 위한 태양광 발전 예측 모델을 제안한다.

3.1 태양광 발전 예측 단계

제안 모델에서는 일사량 단기 예측을 위해서 신경망 모델이 적용되며, 일사량은 예측 지점 위·경도와 날짜 및 시간에 따른 태양 고도에 의해 일변화 패턴이 결정되고, 구름과 대기 상태 등에 의해 국지적인 변화가 발생되도록 하고 있다. 그림 1은 제안 모델이 신경망모델에 적용하여 일사량 예측 정보를 수집하기 위한 과정을 나타내고 있다.



[Fig. 1] Process applied to a neural network model

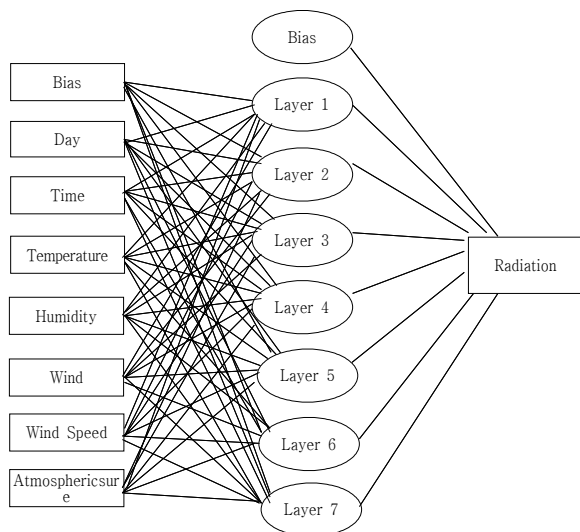
제안 모델에서 사용하고 있는 일사량은 일반적으로 비해 변동성이 적고, 시계열 특성보다 태양 고도와 기상

상태에 의해 결정된다. 제안 모델에서는 시계열의 특성을 고려하지 않고, 태양 고도를 결정짓는 요소들과 기상 상태를 추정할 수 있는 주요 기상 요소들을 고려하여 신경망 모델을 이용하여 단기 예측을 수행한다.

제안 모델은 신경망 모형을 도출하기 위해 전주기상대의 2010년부터 2012년까지 3년간 1시간 간격 기상자료를 이용하였으며, 일사량, 풍속, 풍향, 기온, 습도 및 기압의 총 5가지 기상요소를 사용한다. 제안 모델에서 일사량 예측을 위한 신경망 모형은 종속 변수와 독립 변수를 적용하여 도출한다. 종속 변수는 일사량(W/m²)으로 도출하고 독립변수는 예측 날짜의 날짜(일), 시간, 기온, 습도, 풍향, 풍속, 기압 등으로 도출한다. 제안 알고리즘에서는 기상 자료를 월별(1월~12월)로 분류하여 신경망 모형을 도출하였으며, 예측 시간에 해당하는 월별 가중치가 적용되었으며, 예측 시간의 단기 물리 모델 예측값(풍향, 기온, 습도, 기압)을 입력 변수로 하여 신경망 모형을 적용한 후, 일사량 단기 예측 정보를 생산하고 있다.

3.2 신경망 모형 도출

제안 모델의 알고리즘은 전주의 기상 자료를 토대로 월별로 신경망 모형을 도출한 결과, 모든 기간에 대해 그림 2처럼 7개의 은닉층으로 구성한다.



[Fig. 2] Structure of the neural network model predicted radiation

그림 2는 입력층과 은닉층간에 각 입력 변수에 따라

상수(bias)항과 7개 층에 대한 가중치가 산정되며, 은닉층과 출력층간의 상수(bias)항과 7개 가중치가 산정되어, 신경망 모델에 적용된다. 신경망 모델을 적용하는 세부 프로세스(표준화, 활성화함수 산정 등)은 풍속 단기 예측을 위한 신경망 모형과 동일하게 적용한다.

4. 평가

4.1 신경망 모형 검증

태양광 신경망 모형 검증을 위해서 제안 알고리즘에서는 전주의 2012년 1월부터 12월까지의 기상 실측 자료를 이용하여 일사량 예측을 수행한다. 입력변수 중 예측 시간의 기상 자료는 실측값을 적용하고, 실시간 예측시스템에서 생산되는 자료는 중기 예측 자료의 정확도에 따라, 검증결과와 오차율이 다르게 나타날 수 있다.

<Table 2> Radiation neural network model error rate

| month | actual value (W/m ²) | Predictive value (W/m ²) | MAPE (%) | RMSE (W/m ²) |
|-------|----------------------------------|--------------------------------------|----------|--------------------------|
| 1 | 232 | 234 | 25 | 75 |
| 2 | 295 | 288 | 28 | 106 |
| 3 | 311 | 301 | 26 | 113 |
| 4 | 385 | 334 | 33 | 167 |
| 5 | 397 | 394 | 21 | 111 |
| 6 | 357 | 357 | 24 | 119 |
| 7 | 300 | 299 | 24 | 97 |
| 8 | 309 | 277 | 33 | 141 |
| 9 | 287 | 276 | 24 | 94 |
| 10 | 299 | 317 | 21 | 85 |
| 11 | 207 | 204 | 31 | 89 |
| 12 | 188 | 161 | 33 | 86 |
| Avg | 297 | 287 | 27 | 107 |
| Min | 188 | 161 | 21 | 75 |
| Max | 397 | 394 | 33 | 167 |

표 2은 전주지역에서 측정된 일사량 신경망 모형의 오차율을 나타내고 있다. 표 2에서 신경망 모형을 통한 일사량 예측값의 평균을 보면 287W/m²으로, 실측 평균값인 297W/m² 보다 약 10W/m² 정도 낮은 것으로 나타났다. MAPE(%)는 평균 27%이며, 최소 오차는 5월의 21%, 최대 오차는 4월의 33%로 나타났다. RMSE(W/m²)는 평균

<Table 3> Difference of radiation short-term prediction models

| month | Actual value (W/m ²) | neural network model | | | neural network model + Correction | | |
|-------|-------------------------------------|---|-------------|-----------------------------|---|-------------|-----------------------------|
| | | Predictive value (W/m ²) | MAPE (%) | RMSE (W/m ²) | Predictive value (W/m ²) | MAPE (%) | RMSE (W/m ²) |
| 1 | 232 | 234 | 25 | 75 | 235 | 23 | 71 |
| 2 | 295 | 288 | 28 | 106 | 293 | 25 | 96 |
| 3 | 311 | 301 | 26 | 113 | 300 | 24 | 102 |
| 4 | 385 | 334 | 33 | 167 | 354 | 29 | 144 |
| 5 | 397 | 394 | 21 | 111 | 396 | 19 | 101 |
| 6 | 357 | 357 | 24 | 119 | 360 | 22 | 107 |
| 7 | 300 | 299 | 24 | 97 | 295 | 22 | 91 |
| 8 | 309 | 277 | 33 | 141 | 293 | 32 | 132 |
| 9 | 287 | 276 | 24 | 94 | 282 | 22 | 86 |
| 10 | 299 | 317 | 21 | 85 | 317 | 20 | 81 |
| 11 | 207 | 204 | 31 | 89 | 216 | 30 | 83 |
| 12 | 188 | 161 | 33 | 86 | 176 | 31 | 77 |
| Avg. | 297 | 287 | 27 | 107 | 293 | 25 | 98 |
| Min | 188 | 161 | 21 | 75 | 176 | 19 | 71 |
| Max | 397 | 394 | 33 | 167 | 396 | 32 | 144 |

107W/m²이며, 최소 오차는 1월의 75W/m², 최대 오차는 4월의 167W/m²로 나타났다.

4.2 일사량 보정

일사량 단기 예측의 정확도 향상을 위해 일사량이 가장 높은 정오 시간대에 오차가 크다는 것에 근거하여, 5W/m² 간격에 대해 월별 오차를 분석한 결과는 표 2와 같다. 표 2는 신경망 모델에서 생산된 일사량 예측값에 예측 시간 날짜와 일사량 단계에 해당하는 오차를 적용한 결과이다.

표 3처럼 신경망 모델만 적용했을 경우, 평균 일사량 예측값은 287W/m², MAPE는 27%, RMSE는 107W/m²으로 나타났으며, 신경망 모델에 오차 보정을 적용했을 경우, 일사량 예측값 평균은 293W/m², MAPE는 25%, RMSE는 98W/m²으로 나타났다.

오차 보정을 통해 일사량 예측값 평균은 실측값에 더 근접하고, MAPE는 2%, RMSE는 9W/m² 감소하였으며, 모든 기간에 대해 정확도가 향상되는 것으로 나타났다.

일사량 단기 예측값과 실측값의 상관도를 분석한 결과, 모든 기간에 대해 결정계수(R²)이 0.85이상으로 나타

나 높은 상관도를 보이고 있다.

5. 결론

최근 에너지 수요가 급증하면서 풍력과 태양광 에너지원을 전력계통에 연계하는 기술이 요구되고 있다. 본 논문에서는 실증단지 내 발전단지의 실시간 기상자료 예측값을 이용하여 최종적으로 태양광 발전량 예측값을 산정하는 태양광 발전을 위한 발전량 예측 모델을 분석하였다. 태양광 발전량은 태양광 발전기별 모듈특성, 온도 등을 감안하여 보정계수를 입력하고 예측 지역의 위치 경사각을 분석하여 발전량 예측 계산 알고리즘을 통해 최종 발전량을 예측한다. 또한, 제안 모델에서는 실시간 기상청 관측자료와 실시간 중기 예측 자료를 입력 자료로 사용하여 단기 예측 모델을 수행하였다. 일사량 단기 예측값과 실측값의 상관도를 분석한 결과, 모든 기간에 대해 결정계수(R²)이 0.85이상으로 나타나 높은 상관도를 보였다. 향후 연구에서는 풍력과 태양광 에너지원의 예측 모델에 대한 알고리즘을 개선하여 실제 환경에 운영할 계획이다.

REFERENCES

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

[2] 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.

[3] 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.

[4] 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.

[5] 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.

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

[7] 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.

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

[9] 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.

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

[11] 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)



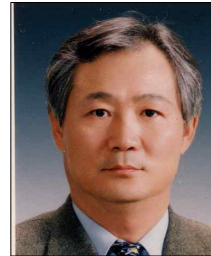
- 저자약력
- 1991년 2월 : 충북대학교 전산통계학 학사
- 1991년 7월 ~ 1994. 3월 : 한전 정보처리처 직원
- 1994년 4월 ~ 2008. 1월 : 한전 전력연구원 선임연구원
- 2004년 2월 : 충북대학교 대학원 전자계산학 석사
- 2008년 2월 ~ 현재 : 한전 전력연구원 책임연구원
- 관심분야 : 스마트그리드, 분산전원 발전량 예측, 정보보호, 빅데이터, 소프트웨어공학
- E-Mail: jjsong@kepco.co.kr

정 윤 수(Yoon-Su Jeong)



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

이 상 호(Sang-Ho Lee)



- 저자약력
- 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