



RNN을 활용한 태양광 발전량 예측 알고리즘 설계

Designing Solar Power Generation Forecasting Algorithm using RNN

저자 (Authors)	김대희, 방병관, 안형근, 박능수 Daehee Kim, Bangbyung Gwan, Hyungkeun Ahn, Neungsoo Park
출처 (Source)	정보 및 제어 논문집 , 2017.10, 156–157 (2 pages) INFORMATION AND CONTROL SYMPOSIUM , 2017.10, 156–157 (2 pages)
발행처 (Publisher)	대한전기학회 The Korean Institute of Electrical Engineers
URL	http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE07261367
APA Style	김대희, 방병관, 안형근, 박능수 (2017). RNN을 활용한 태양광 발전량 예측 알고리즘 설계. 정보 및 제어 논문집, 156–157.
이용정보 (Accessed)	서울대학교 147.47.207.*** 2018/08/20 12:42 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

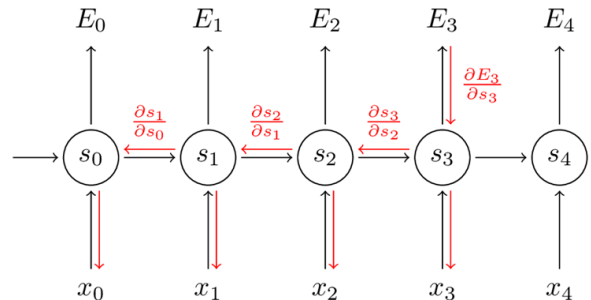
RNN을 활용한 태양광 발전량 예측 알고리즘 설계

김대희, 방병관, 안형근, 박능수
 건국대학교 컴퓨터공학부
 건국대학교 전기공학과

Designing Solar Power Generation Forecasting Algorithm using RNN

Daehee Kim, Bangbyung Gwan, Hyungkeun Ahn, Neungsoo Park
 Konkuk University, Department of Computer Science Engineering
 Konkuk University, Department of Electrical Engineering

Abstract - 최근 탈원전 정책에 따라 스마트 그리드의 인프라로 신재생에너지가 주목 받고 있다. 특히 대기오염과 폐기물 발생을 최소화 할 수 있는 태양광 발전에 관심이 증대되고 있다. 이러한 신재생에너지를 효율적으로 활용하기 위하여 전력데이터와 인공지능을 활용한 연구가 활발하게 진행되어 있다. 특히 효율적인 마이크로 그리드 수요 반응(Demand-Response) 혹은 태양광 발전에 효과적 운영 활용을 위해서는 전력 생산량 예측은 매우 중요한 핵심기술이다. 본 논문은 태양광 발전 요소 상관관계를 분석하여 발전량 예측에 적합한 특징을 추출한다. 태양광 발전 상관관계분석 결과를 활용하여 RNN 기반 태양광 발전량 예측 알고리즘을 제안하고자 한다. 본 실험은 1년간 태양광 발전데이터를 통해 태양광 발전 요소 상관관계를 분석하였고 이중 한 달 간 데이터 학습을 통해 80% 예측 결과를 보였다.



1. 서 론

최근 화력 발전소의 대기오염과 폐기물 발생 문제와 원전의 방사능 누출 사고에 대한 두려움으로 태양광 발전과 같은 신재생 에너지가 주목 받고 있다. 외딴 섬과 같이 전기를 공급하기 힘든 지역의 경우 전력계통에 연결되지 않은 독립형 PV 기반 태양광 발전으로 전기를 공급한다. 이러한 신재생 에너지는 자연 친화적이나 태양광이 적은 날이나 바람이 적은 날과 같이 기후의 영향을 받아 발전량을 예측하기 힘들어 효율적 운영에 어려움이 많다. 특히, 태양광 모듈을 이용하여 전기를 발전하는 경우 심야나 날씨가 안 좋은 날에는 발전되는 전력이 부족한 문제가 생길 수 있다. 부족한 전력을 공급하기 위하여 여유 있을 때 발전된 전기를 축전기에 저장하거나 보조 화력 발전을 해야만 한다. 특히 분산전원으로 운영을 할 경우 신재생 에너지의 효율적 운영을 위하여 신재생 에너지에 발전량에 대한 예측은 중요한 기술이라 할 수 있다. 이를 위하여 인공지능을 활용하여 신재생 에너지 발전 전력량 예측에 대한 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 태양광 발전 요소들의 상관관계를 분석하고 이를 통해 인공지능 발전량 예측 알고리즘을 제시하고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서 본 논문에 적용된 인공지능 기반 알고리즘, 데이터 상관관계 그리고 태양광 발전량 예측 알고리즘 설계에 대한 것을 설명하고 3장에서 이에 따른 각각 실험 결과를 통해 마지막으로 4장에서 결론 짓는다.

2. 본 론

2.1 순환신경망

일반적인 인공신경망(Artificial Neural Network)은 독립적인 입·출력으로 구성되어 있고 Backpropagation 알고리즘을 이용하여 학습한다. 하지만 시계열 데이터를 활용하는 순환신경망(RNN:Recurrent Neural Network)은 이전 연산의 영향을 받는 특성이 있어 각각의 입·출력 데이터가 의존성을 갖는다. 이와 같은 특성으로 RNN은 학습 시 기존 Backpropagation 알고리즘 사용이 불가능하며 Backpropagation Through Time(BPTT)라는 변형된 알고리즘을 통해 학습한다. 그림 1 은 RNN 구조와 BPTT 학습 시 발생하는 과정을 설명하고 있다. RNN은 비교적 짧은 시퀀스만을 효과적으로 처리할 수 있다. 그림 1 에서 볼 수 있듯이 E3의 결과 값을 통해 본 노드를 포함한 이전 노드들인 s_3, s_2, s_1, s_0 까지 거슬러 올라가 학습을 한다. 시퀀스 길이가 길어질수록 이러한 학습량이 크게 증가하여 학습 시간이 매우 증가하고 Vanishing/Exploding Gradient 문제가 발생하기 때문에 긴 시퀀스는 효과적으로 처리하지 못한다. 이러한 RNN의 단점을 보완한 Long Short Term Memory(LSTM) 네트워크는 모든 학습을 저장하는 것이 아니라 Forget gate를 통해 중간 저장 값 일부를 삭제하고 저장하는 방식으로 기존 RNN에 비해 학습량이 적다. 본 논문에서는 이러한 LSTM Cell을 이용하여 예측 알고리즘을 설계하였다.

〈그림 1〉 RNN 구조 및 학습 과정(ex, E_3)

2.2 데이터 상관관계

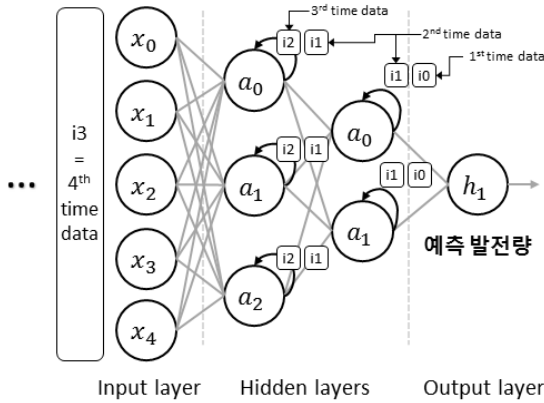
서로 다른 변수들이 관련성을 갖고 변화할 때 그 관련도의 정도를 규명하는 것을 상관관계라고 한다. 특히 상관관계에 이용되는 상관 계수는 두 변수의 상호 관련성을 나타내는 척도이다. 상관계수 값은 -1부터 +1 사이의 값을 의미하며 양의 상관계수와 음의 상관계수로 나뉘어 질수 있다. 양의 상관계수는 특정 변수가 증가하면 다른 변수도 함께 증가하는 경향이 있다. 반대로 음의 상관계수는 어떤 변수가 증가 할 때 다른 변수는 감소하는 경향이 있다. 이러한 두 변수 간 상관계수의 절대 값이 0에 가까울수록 상관관계는 작다고 정의할 수 있다. 상관계수를 통해 선형관계는 파악할 수 있지만 인과관계는 알 수 없다. 다음 수식 1 은 상관관계 척도를 평가하는 수식을 정의 한 것이다.

$$r = \frac{\sum (x - x')(y - y')}{\sqrt{\sum (x - x')^2 \times \sum (y - y')^2}} \quad (1)$$

수식 1 에 따른 결과 값(r)이 $0.0 \leq r < 0.2$ 다면 두 변수(x, y)의 상관관계는 거의 없다고 판단 할 수 있다. r 이 $0.2 \leq r < 0.4$ 값을 나타낸다면 두 변수의 상관관계가 낮고, $0.4 \leq r < 0.6$ 값이면 상관관계가 있다고 판단 가능하다. 결과 값이 $0.6 \leq r < 0.8$ 다면 두 변수의 상관관계가 높고 $0.8 \leq r < 1.0$ 이면 상관관계가 매우 높다고 정의한다.

2.3 태양광 발전량 예측 알고리즘 모델링

본 논문에서 제안하는 태양광 발전량 예측 알고리즘은 RNN 기반으로 모델링 하였다. RNN 모델은 입력 층, 은닉 층, 출력 층으로 구성되어 있으며 입력 층은 태양광 발전요소 상관관계 분석 결과를 통해 입력 노드를 정의 하였다. 입력 노드는 총 5개로 발전전류, 일사량, 모듈온도, 습도, 풍속을 나타낸다. 예측 알고리즘은 2개의 은닉 층을 기반으로 학습하며 이전 데이터를 누적하며 각 노드들의 Activation Function에 따라 가중치가 결정된다. 출력 층으로부터 산출된 데이터는 실제 데이터와 비교하여 차이만큼 가중치를 조정하며 학습한다. 학습을 위해 사용된 은닉 층 노드는 LSTM Cell로 이루어져 있다. 이에 따른 RNN 기반 발전량 예측 알고리즘 모델링은 다음 그림 2 와 같다. x_0, x_1, x_2, x_3, x_4 는 각각 발전전류, 일사량, 모듈온도, 습도, 풍속을 의미한다. 첫 번째 은닉 층에서 모든 입력 층의 노드를 입력으로 받아 3개의 Activation Function 노드가 연산한다. 이때 각 변수들의 상관계수가 다르므로 각 노드는 가중치를 출력한다. 첫 번째 은닉 층에서 생성된 결과는 다시 두 번째 은닉 층의 모든 입력 값으로 사용된다. 최종적으로 출력 층에서는 예측 발전량 하나의 데이터를 출력하게 되고 이를 학습하여 다음 발전량을 예측한다.



〈그림 2〉 RNN을 이용한 태양광 발전량 예측 모델링

3. 실험

본 실험은 Minitab(17.3.1)을 이용하여 태양광 발전요소 상관관계를 분석하였고 Tensorflow(1.2.1)를 통해 RNN 기반 태양광 발전량 예측 알고리즘을 모델링 하여 실험을 진행하였다. 본 실험에 사용된 데이터는 2014년 (01/01~12/31)에 측정된 데이터이다. 대학 내 공대 캠퍼스 건물 옥상에 설치되어 있는 태양광 패널의 발전 데이터이며 실시간으로 측정된 데이터를 5분 단위로 평균하여 모니터링 한 데이터로 하루는 288개, 한 달은 8928개의 데이터를 표현하고 있다. 실험 환경은 OS: Ubuntu 14.04 LTS 64 bit, CPU: Intel i7-4790 3.60GHz, GPU: Nvidia GeForce GTX 960 시스템에서 진행하였다.

3.1 태양광 발전 요소 상관관계 분석

본 논문에서 사용한 실험데이터는 실제 태양광 발전 데이터로써 일사량, 대기온도, 모듈온도, 외부습도, 풍속 총 5가지 센서와 발전량을 측정하였다. 표 1은 발전 전력 과 다른 변수들 간의 데이터 상관관계를 분석한 결과이다. 발전전력을 기준으로 볼 때 일사량이 0.924로 가장 큰 양의 상관관계를 갖고 있다고 말할 수 있다. 다음으로 모듈온도가 0.548로 두 번째로 큰 양의 상관관계를 갖고 있으며 외부습도는 -0.485이기 때문에 음의 상관관계 중 가장 연관성이 높다고 할 수 있다. 따라서 태양광 발전은 일사량 > 모듈온도 > 외부습도에 따라 영향이 미친다고 분석 결과를 통해 알 수 있다. 본 논문에서는 상관관계 분석 결과를 통해 대기온도를 제외하고 예측 알고리즘 특징 값을 선정하였다.

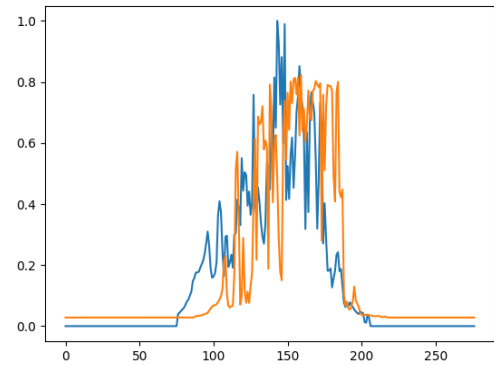
〈표 1〉 태양광 발전 전력 데이터 상관관계 분석 결과

	모듈온도 (℃)	일사량 (W/m ²)	대기온도 (℃)	외부습도 (%)	풍속 (mph)
일사량 (W/m ²)	0.407	—	—	—	—
대기온도 (℃)	0.605	0.215	—	—	—
외부습도 (%)	-0.290	-0.441	-0.182	—	—
풍속 (mph)	0.207	0.355	0.051	-0.375	—
발전전력 (kW)	0.548	0.924	0.301	-0.485	0.428

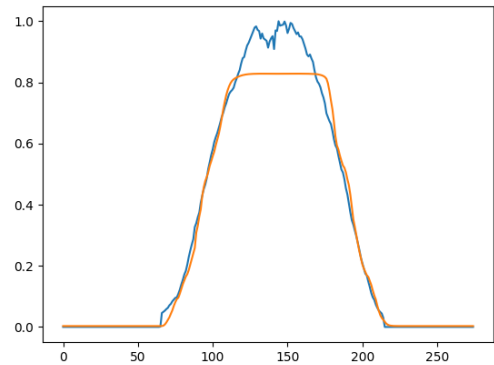
3.2 태양광 발전량 예측 알고리즘 평가

본 실험은 태양광 발전량 예측 알고리즘 모델링 테스트를 위해 14년 3월 1일부터 3월 3일까지의 데이터와 14년 3월 데이터를 통해 예측하였다. 태양광 발전요소 중 발전전력을 고려하여 예측하였다. 각 그림의 x축은 하루 데이터의 개수를 의미하며 5분 단위로 측정되었기 때문에 288개의 데이터를 나타내고 있다. y축은 정규화 과정을 통해 모든 값이 0~1 사이 값을 나타내고 있다. 그림 3은 14년 3월 1일부터 3월 3일까지의 데이터를 활용하여 예측한 결과이다. 14년 3월 1일에서 3월 2일 까지를 훈련 데이터로 선정하여 다음날 전체를 예측하였다. 예측된 결과와 14년 3월 3일 데이터를 테스트 데이터로써 비교하였을 때 약 65% 정확도가 나온 것을 볼 수 있다. 그림 4는 14년 3월 한 달 간 데이터를 활용하여 예측한 결과이다. 14년 3월 1일부터 3월 30일 데이터를 학습하고 다음날 예측 결과와 3월 31일 데이터를 테스트 데이터로 하여 비교한 것이다. 약 80% 정확도를 볼 수 있다. 학습한

데이터 량이 클수록 정확도가 향상되는 것을 볼 수 있다.



〈그림 3〉 14년 3월 1일 ~ 3월 3일 데이터 학습 결과



〈그림 4〉 14년 3월 1일 ~ 3월 31일 데이터 학습 결과

4. 결 론

본 논문은 RNN 기반으로 태양광 발전량 예측 알고리즘을 제안하였다. 먼저 태양광 발전 요소 상관관계 분석을 통해 일사량, 모듈온도, 외부습도가 태양광 발전에 영향을 미치며 특히 일사량이 가장 큰 영향을 미친다는 것을 확인하였다. 이에 따라 RNN 기반 예측 알고리즘을 모델링 하였고 한 달 간 데이터를 학습했을 때 80% 정확도를 보였다. 본 실험은 현재 발전전력을 가지고 예측한 결과 값이기 때문에 향후 다른 요소들과 예측 할 경우 발생하는 문제점 분석과 학습 데이터가 증가할수록 기하급수적으로 증가하는 학습 시간 해결에 대한 문제가 필요하다.

감사의 글

본 연구는 2017년도 한국전력공사의 사외위탁연구사업 (OpenR&D) 지원을 받아 수행한 연구과제입니다. (No. R17XH02)

[참 고 문 헌]

- [1] Omer Faruk Ertugrul, "Forecasting electricity load by a novel recurrent extreme learning machines approach", International Journal of Electrical Power & Energy System, Vol. 78, p.429-435, 2016
- [2] Raymond A. de Callafon, Abdulelah H. Habib and Jan Kleissl, "Scheduling of Dynamic Electric Loads Using Energy Storage and Short Term Power Forecasting", IEEE Conference on Control Applications, p.1531-1536, 2016
- [3] Duc Nguyen, Richard Barella, Scott A. Wallace, Xinghui Zhao and Xiaodong Liang, "Smart grid line event classification using supervised learning over PMU data streams", International Green and Sustainable Computing Conference, p.1-8, 2016
- [4] H. Nazarpouya, B.Wang, Y. Wang, P. Chu, H. R. Pota and R. Gadh "Univariate Time Series Prediction of Solar Power Using a Hybrid Wavelet-ARMA-NARX Prediction Method", IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, p.1-5, 2016