

효율적인 태양광 발전량 예측을 위한 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델 (A Dynamic Piecewise Prediction Model of Solar Insolation for Efficient Photovoltaic Systems)

양 동 헌 [†] 여 나 영 ^{††} 마 평 수 ^{†††}
(Dong Hun Yang) (Na Young Yeo) (Pyeongsoo Mah)

요 약 일사량은 태양광 발전시스템의 전력 생산량에 가장 큰 영향을 미치는 기상요소이며, 다른 기상 요소들과 달리 기상청의 일기예보를 통해 제공받을 수 없다. 따라서 효율적인 태양광 발전시스템 운용을 위해 일사량 예측에 관한 연구는 필수적이다. 본 연구는 기상정보 데이터 기반의 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델을 제안한다. Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델은 유사한 태양고도와 유사한 날씨의 데이터 조각들로 나누어 학습하기 위해, 예측하는 시점의 태양고도와 운량을 기준으로 전체 데이터를 동적으로 나눈 후 기계학습 알고리즘인 다중 선형회귀 알고리즘으로 학습하여 일사량을 예측하는데 사용된다. 본 연구의 성능을 검증하기 위해 제안 모델인 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델과 이전 연구에서 제안한 모델, 기존의 상관관계식 기반 일사량 예측 모델에 동일한 기상정보 데이터 셋을 적용하여 비교하였으며, 비교결과 본 연구에서 제안한 모델이 가장 정확한 일사량 예측 성능을 보였다.

키워드: 태양광 발전, 일사량 예측, Piecewise 알고리즘, 기상정보, 빅데이터

Abstract Although solar insolation is the weather factor with the greatest influence on power generation in photovoltaic systems, the Meteorological Agency does not provide solar insolation data for future dates. Therefore, it is essential to research prediction methods for solar insolation to efficiently manage photovoltaic systems. In this study, we propose a Dynamic Piecewise Prediction Model that can be used to predict solar insolation values for future dates based on information from the weather forecast. To improve the predictive accuracy, we dynamically divide the entire data set based on the sun altitude and cloudiness at the time of prediction. The Dynamic Piecewise Prediction Model is developed by applying a polynomial linear regression algorithm on the divided data set. To verify the performance of our proposed model, we compared our model to previous approaches. The result of the comparison shows that the proposed model is superior to previous approaches in that it produces a lower prediction error.

Keywords: photovoltaic systems, prediction of solar insolation, piecewise algorithm, weather information, big data

- 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 정보통신·방송 연구개발 사업[1711028349, 경량 임베디드 디바이스용 저전력 OS 지원 통합개발 솔루션 개발]과 UST 계약학과 협력지원 사업[빅데이터 기반 태양광 발전 시스템 결합 및 사용자 전력소비 예측 기술 개발]의 일환으로 수행하였음
- 이 논문은 2017 한국컴퓨터종합학술대회에서 '독립형 태양광 발전 시스템을 위한 기상 센싱 정보 기반 Piecewise 일사량 예측 모델'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

[†] 학생회원 : 과학기술연합대학원대학교 컴퓨터소프트웨어전공
yangdonghun3@gmail.com

^{††} 비 회원 : 과학기술연합대학원대학교 컴퓨터소프트웨어전공
nayung91@etri.re.kr

^{†††} 비 회원 : 과학기술연합대학원대학교 컴퓨터소프트웨어전공 교수(UST)
(Corresponding author)
pmah@etri.re.kr

논문접수 : 2017년 8월 4일

(Received 4 August 2017)

논문수정 : 2017년 10월 19일

(Revised 19 October 2017)

심사완료 : 2017년 10월 20일

(Accepted 20 October 2017)

Copyright©2017 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회 컴퓨터의 실재 논문지 제23권 제11호(2017. 11)

1. 서론

최근 우리나라를 비롯하여 전 세계적으로 급격한 경제 성장과 산업화로 에너지 사용량이 급증하고 있으며 주요 에너지원인 화석 연료의 소비가 이슈가 되고 있다. 석유, 석탄 등을 포함하는 화석 연료는 유한성을 가지며 언젠가는 고갈될 자원으로 오존층 파괴, 지구 온난화 등 환경문제의 주범으로 지목되고 있다.

탄소배출량을 규제하는 교토의정서가 발효되면서 우리나라도 2013년부터 국가차원에서 탄소배출량 절감을 추진함에 따라 화석 연료 사용량이 감소하고 있고, 신재생 에너지 기술이 빠르게 성장하고 있다. 그 중 태양광 발전 시스템의 패널 및 설비 단가가 하락하면서 발전 효율이 좋아지고 있으며, 그 수요와 필요성이 크게 증가하고 있다[1]. 태양광 발전시스템은 기계적인 진동과 소음이 없으며 무한정, 무공해 에너지원인 태양광 에너지를 사용하여 대기오염이나 폐기물 발생이 없다. 또한 수명이 20년 이상으로 길고, 한번 설치하게 되면 발전시스템의 운전 및 유지보수에 따른 비용이 매우 적다는 장점이 있다[2].

그러나 태양 에너지를 전기 에너지로 바꾸주는 태양광 발전시스템의 특성상 날씨 및 기상 상태에 따라 전력 생산량이 크게 영향을 받으며, 특히 흐린 날이나 우천 시에는 발전량이 0에 가깝다. 따라서 안정적이고 효율적인 부하운용을 위해 전력 생산량에 대한 정확한 예측이 필요하다. 태양광 발전시스템의 전력 생산량에 영향을 미치는 **온도**, **습도**, **강수량** 등 대부분의 기상정보는 기상청의 일기예보 시스템을 통해 쉽게 사용할 수 있지만, 가장 큰 영향을 미치는 일사량에 대한 정보는 기상청에서 예보해 주지 않는다. 따라서 정확한 태양광 발전량을 예측하기 위해 정확한 일사량 예측에 관한 연구가 선행되어야 한다[3].

국내외에서 일사량 예측에 대한 연구가 활발히 수행되고 있지만 **청명도**, **대기투과율**, **기상정보** 등과 일사량과의 상관관계를 분석하여 상관관계식 또는 **지역별 상관계수를 제시하는 상관관계식 기반 일사량** 예측에 관한 연구가 대부분이었다[4-6]. 하지만 최근 컴퓨팅 파워가 강력해지고 데이터 마이닝 기술이 발전함에 따라, 인공지능 알고리즘을 이용하여 일사량을 예측하는 연구가 활발히 진행되고 있다[7,8]. 본 연구는 이전 연구의 Piecewise 선형회귀 일사량 예측 모델[9]을 개선한 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델을 제안한다. 이전 연구에서는 기상정보 데이터에 Piecewise 알고리즘을 적용하여 유사한 태양고도의 데이터 조각으로 나눈 후 기계학습 알고리즘인 다중 선형회귀 알고리즘으로 학습하여 일사량을 예측하는 Piecewise 선형회귀 일사량 예측 모델을 제안하였다. 유사한 **태양고도만을 고려하여**

데이터를 나눈 이전 연구와는 달리, 본 연구에서는 유사한 태양고도와 유사한 날씨의 데이터들로 나누어 학습하기 위하여 예측 시점의 **태양고도와 운량을** 기준으로 전체 데이터를 동적으로 나눈 후 다중 선형회귀 알고리즘으로 학습하여 일사량을 예측하는 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델을 제안한다. 또한 기존의 상관관계식 기반 일사량 예측 모델[10]과의 비교를 통하여 제안 모델의 성능을 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 관련된 연구들에 대해 알아보고, 3장에서 불완전한 기상정보 데이터의 전처리 과정 및 방법을 제시한다. 4장에서는 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델을 제안하며, 5장에서는 비교 기준 모델인 기존의 상관관계식 기반 일사량 예측 모델을 분석한다. 6장에서는 본 연구가 제안하는 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델과 비교 기준 모델과의 비교를 통하여 제안모델의 성능을 검증하며, 마지막으로 7장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

기상정보와 일사량의 상관관계를 분석하여 일사량을 예측하는 연구가 오래전부터 현재까지 활발히 수행되고 있다.

월 평균 1일 청명 일사량에 대한 수평면 전일사량의 비율을 이용하여 일사량을 예측하는 청천일 모델을 제시한 Angstrom의 연구[11]를 시작으로 여러 청천일 모델이 제안되었으며[4,12], Grief&Scharmer 등은 기상위성의 기상영상을 이용하여 청명 일사량을 구하고 청명 일사량을 이용하여 일사량을 예측하는 연구를 수행하였다[13]. 하지만 청천일 모델에서 사용하는 청천일이라는 개념이 명확하지 않으며 구름, 습도와 같은 일사를 방해하는 요소들의 감쇠효과를 고려하여 일사량을 예측하는 것이 어렵다는 단점이 있다.

청천일 모델의 단점을 개선하기 위한 방법으로 청명일 대신 대기권 밖 일사량과 일사량의 비율인 청명도를 추정하여 일사량을 예측하는 방법이 Liu&Jordan에 의해 최초로 제시되었으며[14], 유사한 많은 연구들이 수행되어져 왔다[4,5,15,16].

Zhang&Huang은 해당 지역의 **태양고도, 운량, 건구온도, 상대습도, 풍속과 일사량의 상관관계**를 분석하여 일사량을 예측하는 모델을 제안하였다[6,17]. 이 모델은 중국의 TMY(Typical Meteorological Year)구축에 필요한 일사량을 예측하기 위해 개발되었고, 건물 부하를 예측하는 Energy Plus 프로그램에서도 사용되고 있다. 또한 일사량 예측 시 전체 지역에서 높은 성능을 보였으며 국내외에서 가장 널리 쓰이고 있는 모델이다.

이 밖에도 많은 학자들이 기상정보, 태양고도, 청명도와 일사량의 상관관계를 분석하여 일사량을 예측하는

연구들을 수행해 왔으며 국내에서도 일사량 예측에 관한 연구가 진행되어져 왔다[15,16,18]. 그러나 국내외에서 수행되어진 상관관계식 기반 일사량 예측에 관한 연구는 한번 정해진 상관관계식의 상관계수들이 위치 및 환경이 바뀔 때마다 다시 제시되어야 한다는 단점이 있다.

이러한 단점을 개선하기 위한 방법으로 최근 컴퓨팅 파워가 강력해지고 데이터 마이닝 기술이 빠르게 발전함에 따라 Support Vector Machine(SVM), 인공신경망 등의 기계학습 알고리즘을 이용하여 일사량을 예측하는 연구가 진행되고 있다[7,8]. 빅데이터 기반 인공지능 알고리즘을 학습하여 일사량을 예측하면 환경 및 위치 변화에 따라 최소한의 프로그램 변경만으로도 정확한 일사량을 예측할 수 있으며, 데이터가 누적됨에 따라 보다 정확한 예측이 가능해진다.

본 연구에서 제안하는 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델 또한 기상정보 데이터를 입력으로 빅데이터 기반 인공지능 알고리즘인 **Piecewise 알고리즘과 다중 선형회귀 알고리즘을 적용하여** 일사량을 예측한다.

3. 기상정보 데이터 전처리

3.1 기상정보 데이터

본 연구에서는 기상자료개방포털에서 제공하는 지역별 과거 기상정보 데이터 중 2009년부터 2016년까지 총 8년간의 대전 기상정보 데이터를 사용하였다[19]. 기상자료개방포털에서 제공하는 과거 기상정보 데이터는 실측 기상정보 데이터로 일기예보 시 제공되지 않는 일사량의 과거 측정치를 포함한 총 27개의 시간 단위 기상요소로 이루어져 있다. 본 연구에서 사용한 기상정보 데이터 수는 약 70,000개이며, 총 27개의 기상요소들 중 일기예보에서 제공하는 기상요소인 년, 월, 일, 시, **온도, 습도, 운량, 강수량, 적설량, 풍속과 일사량**의 과거 측정치만을 사용하여 본 연구를 수행하였다.

3.2 기상정보 데이터 전처리

기상자료개방포털에서 제공하는 기상정보 데이터는 결측치, 이상치 등이 존재하여 기계학습 알고리즘의 입력으로 사용하기에 불완전하다. 따라서 본 연구에서는 기상정보 데이터의 데이터 전처리를 수행하여 기계학습 알고리즘을 적용하기에 적합한 데이터 셋으로 만들었다.

우선 8년간의 대전 지역 기상정보 데이터에서 일사량이 0에 가까운 밤 시간을 제거한 **낮 시간(9시~17시)** 데이터만을 추출하였고, 밤 시간을 제거한 26,391개 데이터의 결측치를 분석하였다. 결측치란 데이터 셋에서 채워져 있지 않은 데이터를 뜻하며, 데이터 셋에 결측치가 존재하면 기계학습 알고리즘을 학습하는데 큰 어려움이 따른다. 따라서 표 1과 같이 요소별 결측치를 처리하였다.

표 1 기상요소별 결측치 수와 처리방법

Table 1 The Number of Missing Data and Processing Methods by Weather Elements

	Number of Missing Data	Processing Methods
Temperature	0	-
Humidity	0	-
Cloud Amount	23	Linear Interpolation
Rainfall Amount	23,400	Winter : Linear Interpolation Others : 0
Snowfall Amount	25,980	Some : Linear Interpolation, Others : 0
Wind Speed	0	-
Solar Insolation	8	Linear Interpolation

다음으로 결측치를 처리한 데이터 셋에서 이상치를 제거하였다. 이상치란 데이터 셋에서 통신 오류, 또는 센서 오류 등에 의한 오류값과 기계학습 알고리즘의 학습을 방해하는 극단치를 뜻한다. 기상자료개방포털의 기상정보 데이터에서 오류값은 판별이 어려워 본 연구는 **몇 십 년만의 폭염, 폭우, 폭설 등 과 같은 각 요소별 최 극단치만을 제거하였다.**

마지막으로 비교 기준 모델과 본 연구의 제안 모델에서 사용되는 요소인 대기권 밖 일사량과 $\sin(\text{태양고도})$ 를 식 (1), 식 (2)와 같이 계산하여 데이터 셋에 추가하였다. 또한 1월 1일을 1일로 하고 12월 31일을 365일로 하는 Julian Date를 데이터 셋에 추가하였다.

$$I_0 = I_{g1} \left(1 + 0.033 \times \frac{360jd}{365} \right) \quad (1)$$

I_0 : 대기권 밖 일사량

I_{g1} : World Radiation Center에서 규정한 태양 상수(1,367)

jd : Julian Date

$$\sin(h) = \sin\phi\sin\delta + \cos\phi\cos\delta\cos\omega \quad (2)$$

h : 태양고도

ϕ : 위도

δ : 적위

ω : 시간각

전처리를 마친 최종 데이터 셋은 시간 단위의 년, 월, 일, 시, Julian Date, 온도, 습도, 운량, 강수량, 적설량, $\sin(\text{태양고도})$, 대기권 밖 일사량, 풍속, 일사량 총 14개의 요소로 이루어져 있으며, 총 데이터 수는 26,290개이다.

14개의 요소 중 일사량을 제외한 13개의 요소를 독립변수로, 일사량을 종속 변수로 선정하였다. 또한 2009년부터 2015년까지의 데이터를 학습 데이터로, 2016년 데이터를 테스트 데이터로 선정하여 본 연구를 수행하였다.

4. Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델

본 연구는 이전연구에서 제안한 Piecewise 선형회귀 일사량 예측 모델[9]을 개선한 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델을 제안한다.

4.1 Piecewise 알고리즘

Piecewise 알고리즘은 Segmented 알고리즘, Broken-Stick 알고리즘이라고도 알려져 있으며, 그림 1과 같이 독립 변수의 일정한 기준에 따라 분리한 후 각 조각별로 기계학습 알고리즘을 학습하여 모델을 완성하는 알고리즘이다.

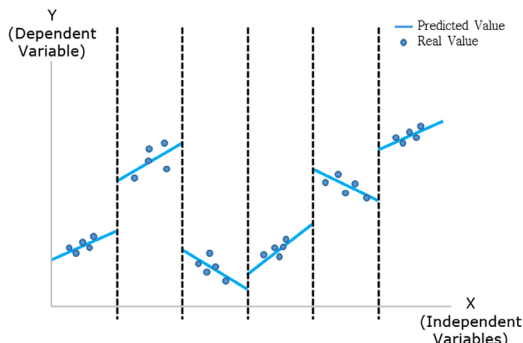


그림 1 Piecewise 알고리즘 예시

Fig. 1 Example of Piecewise Algorithm

4.2 다중 선형회귀 알고리즘

이전 연구에 이어 본 연구에서도 기계학습 알고리즘으로 다중 선형회귀 알고리즘을 선택하여 학습하였다. 다중 선형회귀 알고리즘은 그림 2와 같이 종속 변수 Y와 하나 이상의 독립 변수 X의 선형 상관관계를 분석하여 선형 모델을 모델링하는 회귀 분석 기법으로, 식 (3)과 같이 예측 값이 추정된다. 또한 식 (4)와 같이 cost

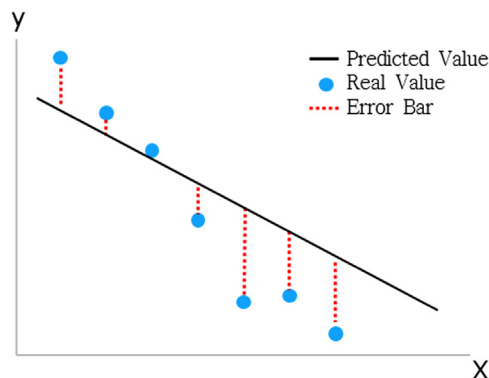


그림 2 다중 선형회귀 알고리즘 예시

Fig. 2 Example of Poly. Linear Regression Algorithm

함수가 정의되며, Gradient descent algorithm 등의 최적화 알고리즘을 학습하여 최소 cost를 갖는 절편과 계수들의 값을 찾는 것이 다중 선형회귀 알고리즘의 목표이다.

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n W_i X_i + b \quad (3)$$

\hat{y} : 예측 값

X : 독립 변수

W : 독립 변수들의 계수

b : 절편

$$\text{cost} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}^i - y^i)^2 \quad (4)$$

cost : 오차의 평균

\hat{y} : 예측 값

y : 실제 값

4.3 Piecewise 선형회귀 일사량 예측 모델(Ref.(1))

이전 연구에서는 태양고도의 변화에 따라 비선형 일사량 데이터를 갖는 전체 기상정보 데이터를 선형의 데이터 조각으로 나누어 학습하는 Piecewise 선형회귀 일사량 예측 모델(Ref.(1))을 제안하였다[9].

전체 기상정보 데이터를 유사한 태양고도를 갖는 선형의 데이터 조각으로 나누기 위해 전처리를 마친 전체 기상정보 데이터에 Piecewise 알고리즘을 적용하여 월별 시간별 총 135조각으로 나눈 후, 각각의 데이터 조각에 기계학습 알고리즘인 다중 선형회귀 알고리즘을 학습하여 Ref.(1) 모델을 완성하였다. 또한 Python RFE (Recursive Feature Eliminate) 알고리즘을 이용하여 12개의 독립변수 중 **년, 일, 온도, 습도, 강수량, 운량, 적설량** 등 총 7개의 기상요소를 최적 독립 변수 조합으로 선정하였다.

본 연구에서 입력으로 사용하는 데이터에 Ref.(1) 모델을 적용한 결과, 표 2와 같이 RMSE가 0.3598로 단순 다중 선형회귀를 적용한 모델에 비해 약 0.3103 줄어들었으며 개선된 성능을 보였다.

본 연구에서 사용한 표 2의 MAE(절대 오차 평균), MSE(오차 제곱 평균), RMSE(제곱근 오차 제곱 평균)는 모델의 성능을 평가하는 지표로 식 (5), 식 (6), 식 (7)과 같이 계산된다.

표 2 성능 비교

Table 2 Performance Comparison

	MAE	MSE	RMSE
Simple Linear Regression Model	0.5439	0.4491	0.6701
Ref.(1) Model[9]	0.2638	0.1295	0.3598

$$MAE = \frac{\sum |\hat{I} - I|}{n} \quad (5)$$

MAE : 절대 오차 평균

\hat{I} : 예측 일사량

I : 실측 일사량

n : 데이터 수

$$MSE = \frac{\sum (\hat{I} - I)^2}{n} \quad (6)$$

MSE : 오차 제곱 평균

\hat{I} : 예측 일사량

I : 실측 일사량

n : 데이터 수

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (\hat{I} - I)^2}{n}} \quad (7)$$

RMSE : 제곱근 오차 제곱 평균

\hat{I} : 예측 일사량

I : 실측 일사량

n : 데이터 수

4.4 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델

본 연구에서는 이전 연구에서 제안한 Ref.(1) 모델을 개선한 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델을 제안한다.

Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델은 예측 시점의 태양고도와 운량을 기준으로 하여 전체 데이터를 동적으로 나누어 학습하는 모델이다. 태양고도만을 고려하여 기상정보 데이터를 월별 시간별로 나누어 학습한 Ref.(1) 모델과는 달리, 본 연구의 제안 모델은 태양고도뿐만 아니라 운량을 함께 고려하여 유사한 태양고도와 유사한 날씨를 갖는 데이터 조각으로 나누어 학습한다.

Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델은 식 (8), 식 (9)와 같이 학습 데이터와 테스트 데이터를 선정한다.

$$\text{case1} : \text{test}D_{jd,h}[CC] \geq C \quad (8)$$

학습 데이터 : $\text{train}D_{(jd-5:jd+5),(h-1:h+1),(CC_c:CC_{c-1})}$

테스트 데이터 : $\text{test}D_{jd,h}$

jd : Julian Date

h : 시

C : 기준 운량

CC : 운량

$$\text{case2} : \text{test}D_{jd,h}[CC] < C \quad (9)$$

학습 데이터 : $\text{train}D_{(jd-5:jd+5),(h-1:h+1),(CC_0:CC_{c-1})}$

테스트 데이터 : $\text{test}D_{jd,h}$

jd : Julian Date

h : 시

C : 기준 운량

CC : 운량

우선 예측 시점과 유사한 태양고도를 갖는 데이터들을 추출하기 위하여 예측 시점의 Julian Date와 시간을 기준으로 전체 학습 데이터로부터 +5일~5일, +1시간~-1시간의 데이터들을 추출한다. 또한 추출된 데이터들로부터 예측 시점과 유사한 운량을 갖는 데이터들을 추출하기 위하여 예측 시점의 운량을 맑은 날과 흐린 날의 기준이 되는 기준 운량과 비교하였다. 기준 운량보다 높으면 추출된 데이터 중 기준 운량보다 높은 데이터들만을, 낮으면 추출된 데이터 중 기준 운량보다 낮은 데이터들만을 추출하여 최종 학습 데이터로 선정한다. 따라서 전체 학습 데이터에서 추출된 최종 학습 데이터는 예측 시점과 유사한 태양고도, 유사한 날씨를 갖는 학습 데이터 조각이 된다. 이러한 방식의 사용으로 단지 태양고도만을 고려하여 일정한 기준으로 나누어 학습한 Piecewise 선형회귀 일사량 예측 모델(Ref.(1))에 비해 예측 시점의 데이터와 더 유사한 학습 데이터를 추출할 수 있으며, 더 정확한 일사량 예측을 가능하게 한다.

추출된 학습 데이터 조각을 그림 3과 같이 기계학습

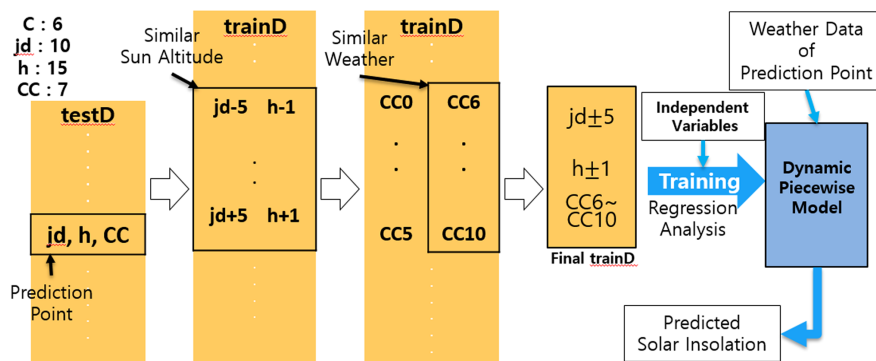


그림 3 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델

Fig. 3 Dynamic Piecewise Prediction Model of Solar Insolation

알고리즘인 다중 선형회귀 알고리즘으로 학습하여 일사량 예측 모델 조각을 완성하고, 예측 시점의 기상정보 데이터를 학습된 일사량 예측 모델에 적용하여 일사량을 예측한다. 본 연구에서 사용한 기상정보 데이터의 테스트 데이터는 2016년(윤년)의 기상정보 데이터로 총 3294개(366일×9시간)이며 **각 테스트 데이터마다 유사한 태양고도와 유사한 날씨를 갖는 학습 데이터 조각을 추출하였다. 추출된 각각의 학습 데이터 조각마다 다중 선형회귀 알고리즘을 학습하여 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델을 완성하였다.**

5. 비교 기준 모델(Ref.(2))

본 연구에서는 기존의 상관관계식 기반 일사량 예측 모델 중 김태호 외 4인에 의해 제안된 일사량 예측 모델(Ref.(2))[10]을 비교 기준 모델로 선정하였다. Ref.(2) 모델은 국내외에서 널리 쓰이며 전 지역에서 높은 정확도를 보이는 Zhang&Huang 일사량 예측 모델을 개선한 모델이며, 기상예보를 기반으로 대형 건물의 전력부하를 관리하는 에너지 관리 시스템 운용에 사용되고 있다.

Zhang&Huang 모델[6]은 식 (10)과 같이 **운량, 온도, 습도, 풍속을 이용하여 청명도를 추정**하고, 식 (11)과 같이 일사량을 예측한다. Ref.(2) 모델은 식 (12)와 같이 습도와 운량만으로 청명도를 추정하여 Zhang&Huang의 상관관계식을 단순화시켰고, 식 (13)과 같이 추정한 청명도, 대기권 밖 일사량, sin(태양고도)의 곱으로 일사량을 예측한다.

$$K_t = (C_0 + C_1(CC) + C_2(CC)^2 + C_3\Delta T_3 + C_4RH + C_5V_w + d)/k \quad (10)$$

K_t : 청명도

CC : 운량

ΔT_3 : 3시간 온도차

RH : 습도

V_w : 풍속

$C_0 \sim 5, d, k$: 상수

$$I = I_{g2} K_t \sin(h) \quad (11)$$

I : 일사량

I_{g2} : Zhang&Huang 모델의 태양상수(1,355)

K_t : 청명도

h : 태양고도

$$K_t = C_0 + C_1(CC) + C_2(CC)^2 + C_3(CC)^3 + C_4(RH) + C_5(RH)^2 + C_6(RH)^3 \quad (12)$$

K_t : 청명도

CC : 운량

RH : 습도

$C_0 \sim 6$: 상수

$$I = I_0 K_t \sin(h) \quad (13)$$

I : 일사량

I_0 : 대기권 밖 일사량

K_t : 청명도

h : 태양고도

Zhang&Huang 모델은 태양상수에 청명도와 sin(태양고도)를 곱하여 일사량을 예측한 반면, Ref.(2) 모델은 태양상수 대신 일별로 바뀌는 대기권 밖 일사량을 적용하여 모델의 성능을 개선하였다. 김태호 외 4인이 발표한 논문[10]에 따르면 Ref.(2) 모델의 성능이 Zhang&Huang 모델에 비해 전체적으로 더 정확한 일사량을 예측하였지만, **여름과 가을에 다소 높은 오차를 보였다.**

6. 성능 비교 및 검증

본 연구에서 제안하는 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델의 성능을 검증하기 위해 3장에서 설명한 방식의 전처리를 마친 기상정보 데이터 셋을 Ref.(1) 모델[9], Ref.(2) 모델[10], Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델에 적용하였으며, 각 모델의 일사량 예측 성능은 표 3과 같다. 성능 비교 지표로는 MAE, MSE, RMSE를 사용하였다.

Ref.(1) 모델과 Ref.(2) 모델 대비 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델의 MAE, MSE, RMSE가 모두 크게 감소하였으며 가장 우수한 성능을 보였다.

또한 표 4, 그림 4에서는 각 모델의 성능을 월별로

표 3 성능 비교

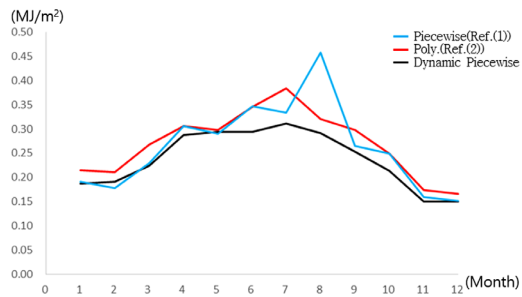
Table 3 Performance Comparison

	MAE	MSE	RMSE
Ref.(1) Model[9]	0.2638	0.1295	0.3598
Ref.(2) Model[10]	0.2696	0.1225	0.3500
Dynamic Piecewise	0.2369	0.1021	0.3195

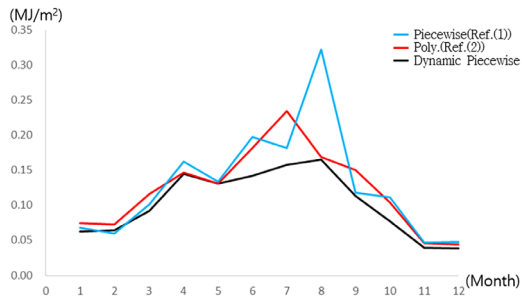
표 4 월별 성능 비교

Table 4 Monthly Performance Comparison

	Ref.(1) Model		Ref.(2) Model		Dynamic Piecewise	
	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE
Jan	0.191	0.068	0.214	0.074	0.186	0.062
Feb	0.178	0.059	0.211	0.072	0.191	0.064
Mar	0.229	0.101	0.267	0.115	0.223	0.091
Apr	0.306	0.162	0.305	0.146	0.288	0.144
May	0.29	0.133	0.298	0.131	0.293	0.131
Jun	0.346	0.197	0.345	0.181	0.294	0.141
Jul	0.333	0.181	0.384	0.234	0.311	0.157
Aug	0.458	0.322	0.32	0.168	0.291	0.164
Sep	0.265	0.118	0.297	0.150	0.253	0.113
Oct	0.249	0.111	0.248	0.103	0.213	0.076
Nov	0.159	0.046	0.174	0.045	0.150	0.039
Dec	0.151	0.047	0.165	0.043	0.150	0.038



(a) Monthly MAE of Models



(b) Monthly MSE of Models

그림 4 월별 성능 비교

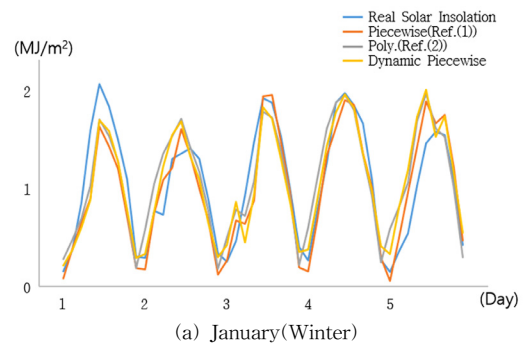
Fig. 4 Monthly Performance Comparison

나누어 조금 더 상세하게 비교하였다.

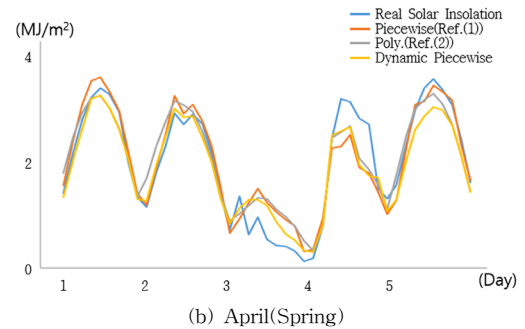
이전 연구에서 제안한 Ref.(1) 모델은 전체적으로 높은 오차를 보였으며, 특히 8월에 오차가 가장 큰 것으로 나타났다. Ref.(2) 모델의 경우, 전체적으로 개선된 성능을 보였지만 여름과 가을에 다소 높은 오차를 보였다. 본 연구가 제안하는 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델은 전체적으로 오차가 감소하였으며 가장 우수한 성능을 보였다.

마지막으로 그림 5와 같이 계절별 대표 월의 1일부터 5일까지의 실측 일사량과 각 모델의 예측 일사량을 비교 분석하였다.

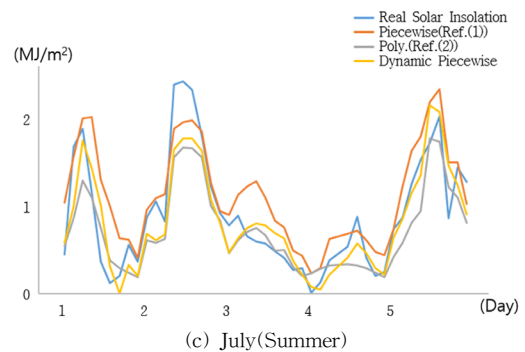
봄과 겨울의 경우 3가지 모델 모두 낮은 오차를 보였다. 하지만 여름과 가을에는 타 두 모델에 비해 본 연구가 제안하는 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델이 더 정확한 일사량을 예측하였다. 여름과 가을의 경우 태양고도가 높아 일사의 양은 많지만 잦은 장마와 태풍의 영향으로 흐린 날이 많아 평균 일사량이 감소하고 일사량의 편차가 크며, 편차가 큰 데이터는 극단치와 같이 기계학습 알고리즘의 학습을 방해한다. 따라서 유사한 운량의 데이터로 나누지 않고 학습한 Ref.(1) 모델과 Ref.(2) 모델의 경우 일사량의 편차가 큰 여름과 가을에 정확한 예측을 할 수 없었던 반면, 운량을 고려하여 유사한 날씨의 데이터 조각으로 나누어 학습한 Dynamic



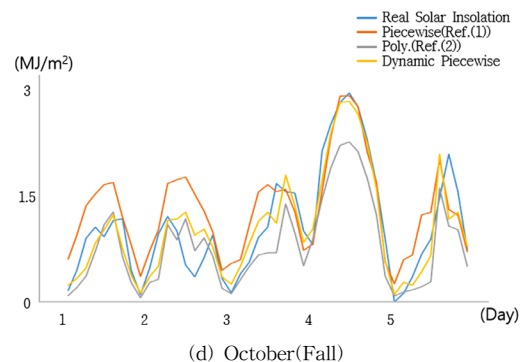
(a) January(Winter)



(b) April(Spring)



(c) July(Summer)



(d) October(Fall)

그림 5 실측 일사량과 각 모델의 예측 일사량 비교

Fig. 5 Comparison of Real Solar Insolation with Those of the Models

Piecewise 모델의 경우 봄과 겨울은 물론 일사량의 편차가 큰 여름과 가을에도 정확한 일사량을 예측할 수 있었다.

7. 결 론

본 연구에서는 이전 연구에 이어 태양광 발전시스템의 전력 생산량을 예측하기 위해 선행되어야 하는 일사량 예측에 관한 연구를 수행하였으며, Piecewise 선형 회귀 일사량 예측 모델(Ref.(1))을 개선한 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델을 제안하였다. Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델은 예측 시점의 태양고도와 날씨를 고려하여 유사한 태양고도와 유사한 날씨의 데이터 조각으로 나누어 학습하여 일사량을 예측하는 모델이다. 또한 제안 모델의 우수성을 검증하기 위해 국내 외에서 가장 널리 쓰이는 Zhang&Huang 일사량 예측 모델의 상관관계식을 개선하여 국내 대형건물의 에너지 관리 시스템에 적용되고 있는 김태호 외 4인의 일사량 예측 모델(Ref.(2))과 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델의 성능을 비교하였다. 비교 결과 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델의 전체 RMSE가 0.3195로 타 모델에 비해 약 10% 정도 감소하였으며, 봄과 겨울은 물론 일사량의 편차가 큰 여름과 가을에도 가장 우수한 성능을 보였다. 이를 통해 본 연구는 전체 데이터를 입력으로 학습하는 것에 비해 일정한 기준에 따라 유사한 데이터 조각으로 나누어 학습하였을 때 더 정확히 예측할 수 있다는 결론을 내린다.

향후 연구에서는 효율적인 태양광 발전 시스템의 안정적인 부하 운용을 위해 Dynamic Piecewise 일사량 예측 모델의 예측 일사량을 이용하여 정확한 전력 생산량을 예측하는 연구를 수행할 것이며, 나아가 태양광 발전시스템의 고장 및 결함 예측에 관한 연구를 수행할 계획이다.

References

- [1] LG Economic Research Institute, Bigbang Future : 2030 LG Economic Research Institute Future Report, The Korea Economic Daily, 2016. (in Korean)
- [2] Jong-Min Won, Geun-Young Doe, Su-Yun Jung, Jung-Jae Lee, "Predict Solar Radiation for Photovoltaic of Maritime City," *Proc. of the KINPR Spring Conference*, pp. 197-198, 2010. (in Korean)
- [3] Jong-Min Won, Geun-Young Doe, Na-Ri Heo, "Predict Solar Radiation According to Weather Report," *Journal of KINPR*, Vol. 35, No. 5 pp. 387-392, Jun. 2011. (in Korean)
- [4] Sin-Young Do, "The Estimate of Hourly Solar Radiation of Small and Medium Cities for Building Energy Simulation," M.S., Hoseo University, 2016. (in Korean)
- [5] D.K. Jo, I.S. Chun, M.S. Jeon, Y.H. Kang, C.M. Auh, "Atmospheric Clearness Analysis of Major Cities in Korea Using Solar Radiation," *Journal of the KSES*, Vol. 21, No. 2, pp. 19-25, Jan. 2001. (in Korean)
- [6] Zhang Qingyuan, Joe Huang, Lang Siwei, "Development of Typical Year Weather Data for Chinese Locations," *ASHRAE Transactions*, Vol. 108, pp. 1063-1075, Jun. 2002.
- [7] Amit Kumar Yadav, S.S. Chandel, "Solar radiation prediction using Artificial Neural Network techniques: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews(RSER)*, Vol. 33, pp. 772-781, May. 2014.
- [8] Kuk Yeol Bae, Han Seung Jang, Dan Keun Sung, "Hourly Solar Irradiance Prediction Based on Support Vector Machine and Its Error Analysis," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 32, No. 2, pp. 935-945, Mar. 2017.
- [9] Dong Hun Yang, Na Young Yeo, Sang Cheol Kim, Jeong-Woo Lee, Seon-Tae Kim, Pyeongsoo Mah, "A Piecewise Prediction Model of Solar Radiation using Weather Sensing Information for stand-alone Photovoltaic Systems," *Proc of KIIE : KCC2017*, pp. 15-17, 2017. (in Korean)
- [10] Tae-Ho Kim, Seong-Yeon Yoo, Kyu-Hyun Han, Hyounh-Chul Kang, Hong-Ki Yoon, "A Study on Solar Radiation Model for Prediction of Solar Insolation," *Proc of KSME Spring and Fall Conference*, pp. 670-675, 2013. (in Korean)
- [11] A. Angstrom, "Solar and Terrestrial radiation, Report to the international commission for solar research on actinometric investigations of solar and atmospheric radiation," *Quarterly Journal of The Royal Meteorological Society*, Vol. 50, No. 210, pp. 121-126, Apr. 1924.
- [12] Ahram Song, Wonseok Choi, Changyeol Yun, Yongil Kim, "Evaluation of Clear Sky Models to Estimate Solar Radiation over the Korean Peninsula," *Journal of the KSGPC*, Vol. 33, No. 5, pp. 415-426, Oct. 2015. (in Korean)
- [13] J. Grief, K. Scharmer, *ERSA : European Solar Radiation Atlas*. 4th Ed., Presses de Ecole, Paris, France, 1999.
- [14] Benjamin Y.H. Liu, Richard C. Jordan, "The inter-relationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiation," *Solar Energy*, Vol. 4, No. 3, pp. 1-19, Jul. 1960.
- [15] Dok-Ki Jo, Eun-Il Kim, Tae-Kyu Lee, Il-Soo Chun, Hong-Seok Jeon, Chung-Moo Auh, "A Study on the Estimating Solar Radiation by Empirical Regression Models," *Journal of the KSES*, Vol. 14, No. 2, pp. 17-28, 1994. (in Korean)
- [16] J. H. Yoon, "Performance Validation of Five Direct/Diffuse Decomposition Models Using Measured Direct Normal Insolation of Seoul," *Journal of the KSES*, Vol. 20, No. 1, pp. 45-54, Mar. 2000. (in Korean)

- [17] Ji-Soo Shim, Doo-Sam Song, "Applicability of the Solar Irradiation Model in Preparation of Typical Weather Data Considering Domestic Climate Conditions," *Journal of SAREK*, Vol. 28, No. 12, pp. 467-476, Dec. 2016. (in Korean)
- [18] Shinwoo Hyun, Kwang Soo Kim, "Assessment of the Angstrom-Prescott Coefficients for Estimation of Solar Radiation in Korea," *Journal of KSAFM*, Vol. 18, No. 4, pp. 221-232, 2016. (in Korean)
- [19] Korea Open Weather Data Portal, "data.kma.go.kr"



양 동 현

2016년 한밭대학교 정보통신공학전공 졸업(학사). 2016년~현재 과학기술연합대학원대학교(UST) 컴퓨터소프트웨어전공 석사과정. 관심분야는 빅데이터, 기계학습, 태양광 발전 시스템, 빌딩 에너지관리 시스템(BEMS)



여 나 영

2016년 한밭대학교 정보통신공학전공 졸업(학사). 2017년~현재 과학기술연합대학원대학교(UST) 컴퓨터소프트웨어전공 석사과정. 관심분야는 빅데이터, 기계학습, 태양광 발전 시스템, 빌딩 에너지관리 시스템(BEMS)



마 평 수

1995년 미국 Wright State University 컴퓨터공학 전공 졸업(박사). 1996년~현재 한국전자통신연구원(ETRI) 책임연구원. 2006년~현재 UST-ETRI 스쿨 대표교수. 관심분야는 빅데이터, 기계학습, IoT 및 국방 운영체제, 시스템 이상 예측 기술