creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

공학전문석사 학위 연구보고서

태양광 발전량 예측 알고리즘 연구

A Study on Improving the Prediction Model of Solar Power Generation

2023년 2월

서울대학교 공학전문대학원

응용공학과 응용공학전공

엄 주 현

태양광 발전량 예측 알고리즘에 관한 연구

지도교수 윤 용 태

이 논문을 공학전문석사 학위 연구보고서로 제출함
2023년 2월

서울대학교 공학전문대학원
응용공학과 응용공학전공
엄 주 현

엄주현의 공학전문석사 학위 연구보고서를 인준함
2023년 2월

위 원 장 김 국 헌

위 원 윤 용 태

위 원 김 용 권

위 원 김 회 집

국문초록

우리나라 Net Zero 달성을 위한 에너지 전환은 착실히 진행 중이며,특히 태양광은 국내 신재생에너지의 약 75%를 점유하고 있다.

이에따라 KPX는 신재생에너지 출력량 예측을 통해 익일 발전 계획을 수립하기 위한 다양한 제도개선이 진행중이다. 따라서, 본 연구에서는 딥러닝 모델과 앙상블을 적용한 태양발전소의 출력예측 모델에 관하여 연구하였다.

기존에 수행하였던 태양광발전소의 출력예측 연구모델은 많이 제시되어 있으나, 제한된 지역의 실증연구 중심으로 이루어졌다. 그러나 최근들어 신재생에너지 출력예측 사업이 본격화 됨에 따라 다양한 환경과 지역에 적용할 수 있는 모델이 필요한 현실이다.

본 연구는 딥러닝 모델과 앙상블을 적용한 “태양광 출력예측”연구로 기존에 수행된 신재생에너지 출력 예측연구와 차별화된 점을 소개하면,

첫째, 피어슨 상관관계 분석을 통해 기상예측 정보와 발전량 분석으로 가장 선형적인 기상예보를 선정하였고,

둘째, XGBoost, LSTM, TCN의 딥러닝 모델의 장점을 조합하여 랜덤포레스트 기반의 앙상블 모델로 알고리즘을 적용하였으며,

셋째, 친수성과 소수성의 모듈코팅을 통해 환경변화에 의한 발전량 변화를 실증하였고, 이를통해 예측정확도 향상을 모색하였고,

넷째, Markov Chain을 이용하여 통계기반의 기상예보 오차를 보정하여 기상정보의 정확도를 향상시키는 방안을 제시하였고,

마지막으로 기상정보와 예측·발전량 패턴 분석을 통해 발전소의 O&M 방안을 도출하였다.

실증 대상 발전소는 한전의 태양광 전문 SPC인 캡코솔라에서 수행하였고, KPX 출력예측 실증사업에 참가하여 적격사업자로 선정되어, 평균정확도는 92~93% 수준을 보이고 있다.

향후, 신재생에너지 전력시장 제도는 많이 개선되고 있어 본 연구사례가 태양광 발전 사업자의 이익을 최대로 확보할 수 있는 방안이 될 것이라고 사료된다.

주요어 : 태양광 발전량 출력예측, 딥러닝, 앙상블, 기상정보 보정, 모듈코팅

학 번 : 2021-27137

목 차

제 1 장 서 론 ····· 1

제 1 절 연구의 배경 ····· 1

제 2 절 논문의 개요 및 구성 ····· 4

제 2 장 태양모듈효율 및 출력예측 현황 ····· 5

제 1 절 태양광 모듈에 관하여 ····· 5

1. 캡코솔라 ····· 6

2. 태양광 모듈의 효율 ····· 7

3. 태양광 모듈의 구성 ····· 7

4. 태양광 모듈의 효율저해 요인 ····· 8

제 2 절 태양광 사업모델 및 K-RE100 개요 ····· 10

1. RPS 사업모델 ····· 10

2. K-RE100 제도 ····· 12

제 3 절 신재생에너지 출력예측 현황 ····· 16

1. 국내 신재생에너지 현황 ····· 16

2. 국내 신재생에너지 계통연계 수준 분석 ····· 17

3. 신재생에너지 발전량 예측제도(KPX) ····· 19

4. 태양광 발전량 예측 알고리즘 선행과제 ····· 21

제 3 장 앙상블 기반 태양광 출력예측 ····· 23

제 1 절 태양광 발전량 계산방법 ····· 23

제 2 절 기상데이터 선정 및 검증 ····· 25

1. 예측모델 개발요소 ····· 25
2. 기상데이터 선정 ····· 26
3. Solcast 기상데이터 ····· 28
4. 피어슨 상관계수를 기반으로 기상데이터 품질분석 ····· 30

제 3 절 예측모델 ····· 31

1. 모델개요 ····· 31
2. 딥러닝 알고리즘 ····· 25

제 4 절 앙상블 기반 예측수행 ····· 34

1. 앙 상 블 ····· 34
2. 다중신경망 ····· 34
3. 랜덤포레스트 ····· 35
4. RF기반 앙상블 모델 ····· 36
5. KPX 실증사업 참여 ····· 38

제 5 절 일정출력을 위한 모듈효율 저감 예방 ····· 40

1. 모듈코팅제와 자가세정능력 ····· 40
2. 모듈코팅 실증사업 대상선정 ····· 44
3. 실증이전 태양광 발전소의 기본 데이터 분석 ····· 45
4. 태양광 모듈코팅 성능검증 결과 ····· 47
5. 노지태양광 대상 모듈코팅 추가실증 ····· 49
6. 모듈효율 저감예방을 위한 코팅 연구결과 분석 ····· 50

제 6 절 예측정확도 향상을 위한 추가연구 ····· 52

1. 태양광 발전량 출력예측 오차 주요원인 ····· 52

2. 기상정보 보정방안 ····· 53
3. 발전설비 이상진단방안 ····· 57

제 4 장 결 론 ····· 60

제 1 절 주요성과 ····· 60

제 2 절 활용방안 ····· 62

붙임 1-1 모듈코팅 이전('21.5.21~6.30) 시간대별 최대발전 ····· 64
붙임 1-2 모듈코팅 이후('21.8.1~9.30) 시간대별 최대발전 ····· 66
붙임 2. KPX 실증사업 참여 발전소 내역 ····· 68
붙임 3. KPX 실증사업 예측량 및 발전량 내역 ····· 84

참고문헌 ····· 85
Abstract ····· 87

표 목 차

[표 1-1] 2021년 기준 연료원별 발전현황 ····· 3
[표 2-1] 태양광 모듈효율의 계산방법 ····· 7
[표 2-2] 경년변화에 따른 태양광 모듈 상태 ····· 9
[표 2-3] 태양광 발전량 저해요인 및 핫스팟 현상 ····· 9
[표 2-4] 녹색프리미엄과 REC 거래방법 ····· 13
[표 2-5] 지분참여방식과 자체건설방식 ····· 14
[표 2-6] 2021년 K-RE100 참여기업 현황 ····· 14
[표 2-7] 연도별 지역별 태양광 PPA 접속현황 ····· 17
[표 2-8] 국가별 신재생에너지 계통연계 수준 ····· 18
[표 2-9] 발전량 예측정확도에 따른 정산금 분류 ····· 19
[표 2-10] KPX 발전량 예측제도 실증테스트 합격업체 ····· 21
[표 3-1] 예측모델 개발을 위한 세부설계요소 ····· 25
[표 3-2] 기상데이터 필요정보 ····· 26
[표 3-3] 기상데이터 제공API 서비스 내역 ····· 27
[표 3-4] Solcast GHI 산출방법 및 API 제공내역 ····· 28
[표 3-5] 기초모형별 집합자원 오차율(%) ····· 38
[표 3-6] 기초예측모델 및 앙상블모델 예측정확도 ····· 38
[표 3-7] 예측정확도 검증을 위한 실증설비 ····· 39
[표 3-8] 일일 발전예측 정확도 변화 ····· 39
[표 3-9] 모듈규격 및 배치현황 ····· 44
[표 3-10] 수평, 경사 일사량 비교 ····· 45
[표 3-11] 모듈별 단위용량 출력패턴 ····· 45

[표 3-12] 코팅작업 이전 모듈별 최대출력 패턴 ····· 46
[표 3-13] 수평일사량과 발전효율과의 관계 ····· 46
[표 3-14] 모듈별 최대출력 변화 ····· 47
[표 3-15] 코팅전후 일사량과 최대출력 ····· 48
[표 3-16] 일사량별 최대출력 변화 ····· 49
[표 3-17] 모듈별 용량 및 시공내역 ····· 49
[표 3-18] 모듈별 발전량 변화 ····· 50
[표 3-19] 예측시점 날짜별 오차율 ····· 54
[표 3-20] 기상예보 예측 실패사례 ····· 54
[표 3-21] 일사량과 발전실적 패턴분석 ····· 58
[표 4-1] KPX 정산금 현황('22.1~7) ····· 60

그 림 목 차

[그림 1-1] 연도별 연료원별 발전현황('12~'21) ····· 2
[그림 2-1] 캡코솔라 수익모델 ····· 8
[그림 2-2] KEPCO SOLAR 태양광발전소 설치사례 ····· 6
[그림 2-3] 태양광 모듈 구성 ····· 6
[그림 2-4] 태양광 모듈 AR코팅시 발전량 향상율 ····· 6
[그림 2-5] 태양광 캐널 세정에 따른 전류변화량 ····· 10
[그림 2-6] RPS 사업모델 ····· 10
[그림 2-7] 국제유가와 SMP와의 관계 ····· 11
[그림 2-8] 옥상태양광 RPS사업 수익계산 방법 ····· 12
[그림 2-9] 한국형 RE-100 라벨링 ····· 12

[그림 2-10] 제3자 PPA 거래방식 ····· 13
[그림 2-11] 발전량 및 신재생에너지 투자비중 ····· 16
[그림 2-12] 발전량 예측정확도 산출방법 ····· 19
[그림 2-13] 발전량 예측 및 예측오차 산출지점 ····· 20
[그림 2-14] 정산금 수익성 개선요소 ····· 20
[그림 3-1] Global Solar Atlas 제공내역 ····· 27
[그림 3-2] API 호출시점 기준 관측과 예보 데이터 현황 ·· 28
[그림 3-3] Solcast Process 및 Satellite Image 방식 ····· 29
[그림 3-4] Solcast-Meteormatics Pearson 상관관계 분석 ·· 30
[그림 3-5] 태양광 예측모델 설계방안 ····· 31
[그림 3-6] XGBoost 트리해석 ····· 32
[그림 3-7] TCN방식 알고리즘 분석 개념 ····· 33
[그림 3-8] RF 학습법 Diagram ····· 34
[그림 3-9] 앙상블 결정구조 및 Process ····· 35
[그림 3-10] 기상예측에 따른 발전량과 예측치 비교 ····· 37
[그림 3-11] 모듈코팅제별 물방울 각도 ····· 40
[그림 3-12] 소수성 주요특징 ····· 41
[그림 3-13] 친수성, 소수성 자가세정능력 ····· 42
[그림 3-14] 기상 및 발전량 정보 ····· 52
[그림 3-15] K값 3일 경우 조건부 확률 분포도 ····· 55
[그림 3-16] Markov Chain을 통한 기상의 변화확률 ····· 56
[그림 3-17] 익일 기상데이터 보정예시 ····· 56
[그림 3-18] 오차보정 및 발전설비 이상진단체계 ····· 57
[그림 3-19] 예보오차를 보정값으로 적용하는 방법 ····· 59

제 1 장 서 론

제 1 절 연구의 배경

우리나라의 에너지 전환은 선진국에 비하여 다소 늦은 편이나 착실히 진행중이다. 그러나 기온 변동성 확대, 중장기 산업구조의 변화 등 전력 수요에 미치는 영향과 친환경 발전으로의 전력산업 패러다임 변화에 따른 시장제도의 보완이 필요한 상황이다.

해외사례의 경우 석탄을 비롯한 고체연료에 대해 선진국을 중심으로 감소 추세에 있으며, 전세계 발전량 비중은 증가할 것이며, 향후 신규 발전투자도 재생에너지에 집중될 전망이다 [1].

국내의 경우도 실시간 전력시장 도입 등 유연한 자원 보상을 위한 제도개선이 필요하고, 신재생 에너지가 ESS, DR 등 유연성 자원과 함께 일정한 발전량을 입찰하고 발전량에 대해서도 출력제어가 가능한 방안 검토가 필요한 상황이라고 할 수 있다.

이에 정부에서는 제9차 전력수급계획을 수립 시 저탄소 경제 · 사회로의 이행을 위해 신재생에너지 투자 가속화에 따라 25년까지 태양광과 풍력의 증가목표를 42.7 GW까지 중간목표를 상향하였다 [2].

한전에서도 2050 탄소중립 달성을 위하여 어떤 역할과 과제를 수행하여야 하는지에 대해 많은 시나리오를 구상하고 있다.

탄소중립은 정치선언을 넘어 국제 규범화되고 있으며, 우리나라도 탄소중립 목표를 선언하고 세부전략을 수립하고 있다. 우리나라의 온실가스 배출구조는 2018년 기준으로 에너지 분야가 전체의 87%를 점유하고 있어, 2050 탄소중립 달성을 위해서는 에너지 전환 및 산업부문의 선도적 역할이 중요하다 하겠다 [3].

특히 에너지 수요의 전기화 급증에 따라 2050 전력수요는 18년 대비 212.96% 증가한 1,215.3 TWh 수준으로 전망되고, 전통 화력발전의 질서있는 퇴장과 동시에 신재생에너지의 무탄소 신전원 발전량 비중으로 약 94%까지 증가시켜야 한다.

즉 탄소감축의무 및 이행비용 등이 전환부문에 집중될 것으로 예상됨에 따라 전력공급의 '양적확대'와 '질적개선'을 동시에 달성해야 하는 막중한 책임을 요구하고 있다 [4].

연도별 연료원별 발전은 LNG, 유연탄 및 원자력 발전원이 대부분을 점유하고 있으나, 점차 태양광 등 신재생에너지가 증가하고 있으며,

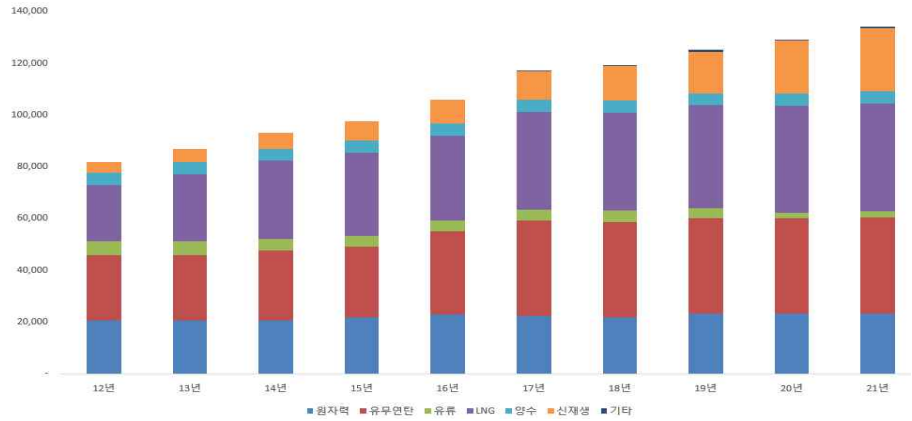


그림1-1. 연도별 연료원별 발전 현황('12~'21)

2021년 기준 연료원별 발전은 LNG, 유무연탄 및 원자력 등 고체연료가 77.9%를 양수발전을 비롯한 신재생에너지가 18.3%를 점유하고 있으며, 특히 태양에너지를 이용한 발전은 74.2%를 차지하고 있어 향후 태양광에너지는 점차 발전력이 향상될 것으로 예상된다.

표1-1. 2021년 기준 연료원별 발전현황 [5]

구 분	원자력	연 탄	유 류	LNG	양 수	신재생	기 타	합 계
발전력(만kW)	23,250	37,338	2,159	41,683	4,700	24,494	516	134,140
%	17.3	27.8	1.6	31.1	3.5	18.3	0.4	100

신 재 생	연료전지	석탄가스화	태 양	풍 력	수 력	해 양	바이오	합 계
발전력(만kW)	737	346	18,161	1,708	1,841	256	1,445	24,494
%	3	1.4	74.2	7.0	7.5	1.0	5.9	100

그러나, 태양광 모듈은 자연환경에 노출되어 있어 먼지 등 이물질에 의한 효율저감이 예상되며, 급변하는 기상상황에 맞추어 발전량을 예측하기 위한 기술개발이 점점 진화되고 있는 상황이다.

따라서, 본 논문에서는 2050 Net Zero 달성과 신재생에너지에 대한 신뢰도 제고 등을 위하여, 보다 정확 한 태양광에너지 발전량 예측 알고리즘에 대해 연구하고자 한다.

데이터는 한전의 태양광 특수목적 법인인 캡코솔라와 빅데이터 전문 분석기관은 한전 데이터 사이언스랩(DSL)과 협업하여 진행하였다.

제 2 절 논문의 개요 및 구성

본 연구에서는 딥러닝 모델과 앙상블을 적용한 태양광 출력예측모델 연구가 중심이다.

제1장에서는 본 논문의 연구배경 및 목적, 그리고 논문의 개요 및 구성에 대해 살펴보았다.

제2장에서는 국내 신재생에너지 발전사업 관련한 제도, 출력예측 사례와 경년변화에 따른 모듈효율 저감 등 현상을 알아본다.

제3장에서는 앙상블 기반 태양광 출력예측에 관한 연구내용을 소개한다. 예측모델 개발요소, 과거 발전량과 기상정보를 이용하여 피어슨 상관관계 분석을 통한 보다 정확한 기상정보 선정과 앙상블 기반한 출력예측 알고리즘에 대해 살펴보고, 태양광 모듈효율 저감 예방을 위한 코팅 실증사업과 기상정보 보정 및 발전소 O&M 방안을 제시한다.

마지막 4장에서는 연구결과 요약과 주요성과 및 활용방안에 대해 논하도록 한다.

본 논문은 한전의 태양광 특수목적법인인 캡코솔라에서 효율향상 및 발전량 예측알고리즘 개발을 진행하였고, 현재 후속조치가 시행되는 내용에 대해 검증한 사항임을 기록한다.

제 2 장 태양광 신재생에너지 출력예측 현황

제 1 절 태양광 모듈에 관하여

1. 캡코솔라

우선 본문에 들어가기 이전에 캡코솔라를 먼저 소개한다.

국내 유휴부지(건물옥상, 주차장)를 대상으로 태양광발전소 건립을 통해 신재생에너지 발전량 증대를 위해 2016년 한전과 6개 발전회사가 공동으로 출자하여 만든 특수목적법인(SPC)이다. 사업은 공공성이 요구되며 수익성이 저조하여 민간진출이 어려운 사업을 대상으로 한다.

설립목적은 지구온난화 주요 원인인 온실가스 저감, 친환경 신재생에너지 개발·보급 그리고 정부의 2050 NET ZERO 달성과 재생에너지 2030 및 그린뉴딜 정책에 부응하는 것을 목적으로 한다.

캡코솔라는 옥상 등 유휴공간을 임차, 태양광 설비를 설치한 후 생산전력을 한전에 판매하여 발생한 수익(SMP)과 발전자회사에 REC를 판매하여 수익을 생성한다.

임대인의 경우 옥상을 임대함에 따른 유휴공간을 활용한 추가수익 창

출이 가능하다.

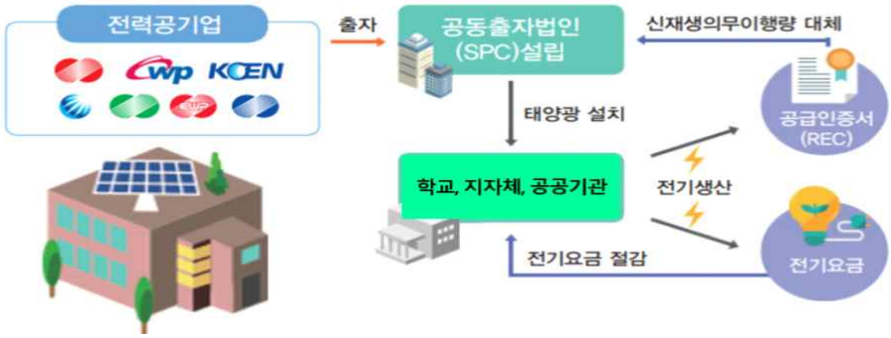


그림2-1. 캡코솔라 수익모델

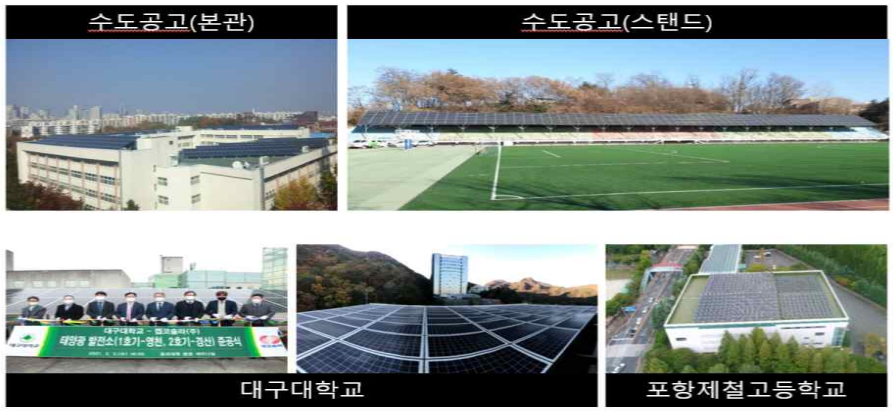


그림2-2. 캡코솔라 태양광 발전소 설치 사례

2. 태양광 모듈의 효율

태양광 모듈의 효율은 태양전지에 입사되는 태양광에너지(W/㎡)가 얼마나 에너지(W)를 발생시켰는가를 의미하며, 이를 태양전지 모듈의 변환효율(conversion efficiency) 이라고 하며, 계산방법은 태양전지의 출력(W)를 1㎡당 입사되는 태양에너지량의 백분율로 표현한다.

표2-1. 태양광 모듈 효율의 계산방법

가로1m 세로 1.6m 250W 모듈의 경우 입사에너지가 1000W/㎡일 때
① 1m × 1.6m × 1,000W/㎡ = 1,600W
② 250W ÷ 1,600W × 100 = 15%

통상 태양광 모듈 효율은 20 % 이하이며, 매년 0.5~0.6 % 저감되고, 주변환경 또는 미세먼지 등에 의해 효율저감은 크게 나타나고 있다.

3. 태양광 모듈의 구성

국내에서 제작 및 유통되고 있는 태양광 모듈은 전기를 인버터로 전달하는 ①정션박스, 열 · 습도 · 자외선 등 셀 보호역할을 하는 ②백시트, 광전효과에 의한 광 기전력을 발생하는 ③태양전지, 태양전지와 회로를 충격으로부터 보호하는 ④밀봉재, 모듈의 물리적 손상보호와 투과율 확보를 위한 ⑤Glass, 모듈보호 및 방열기능을 위한 ⑥프레임으로 구성된다.

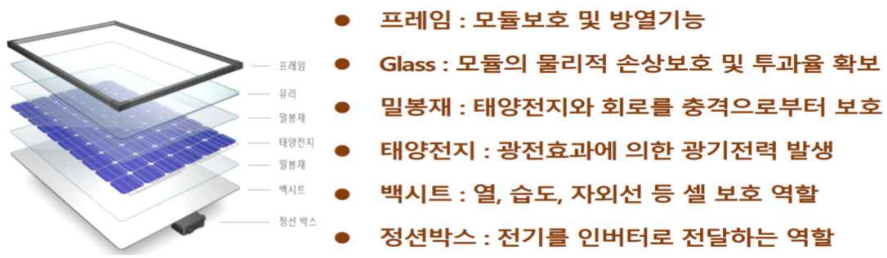


그림2-3. 태양광 모듈 구성

태양광 모듈은 저철분 강화유리를 사용하나 이는 빛 반사율이 매우 높아 발전측면에서 비효율적이다. 따라서, 반사율을 최소화하고 투과율을 높이기 위해 모듈 제작 시 특수코팅액을 도포하고 있으며, 이를 AR(Anti-Reflective)코팅 이라고 하며 국내 LG전자, 한화Q-Cell 등 다양한 코팅액을 적용하고 있다.

그림2-4. 태양광 모듈 AR 코팅 시 발전량 향상율

4. 태양광 모듈의 효율 저해요인

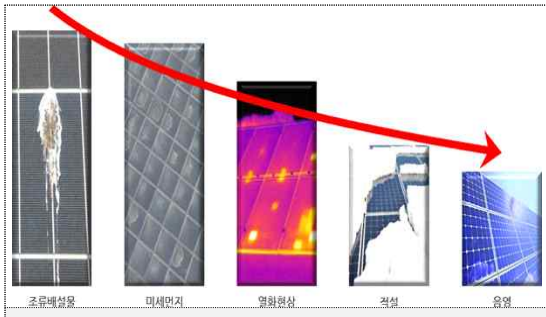
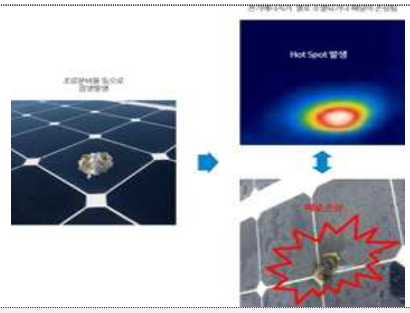
그러나 경년변화에 따라 모듈표면의 먼지 등 이물질에 의해 매년 발전효율이 자연저감(0.5~0.6%/年)되고 있다.

표2-2. 경년변화에 따른 태양광 모듈 상태

이물질에 의한 모듈상태 악화	조류배설물에 의한 태양광 모듈 오염

미세먼지, 조류배설물은 태양광 패널의 전기발전에 큰 영향을 미치며, 특히 조류 배설물은 열화현상에 의한 핫스팟을 유발하여 태양광 셀을 영구 손상시키는 요인이 된다.

표2-3. 태양광 발전효율 저해요인 및 핫스팟 현상

	
태양광 발전효율 저해 현상	핫스팟 현상

태양광이 상대적으로 약한 봄, 가을, 겨울에 미세먼지의 영향이 매우 큰 영향을 미치고 있으며, 태양광 발전량 예측이 더욱 어렵다고 할 수 있다. 따라서, 태양광 발전량 예측 또는 발전사업자에게 적절한 수익을 발생시키기 위해서는 모듈의 세정도 매우 중요하다고 볼 수 있다.

그림 2-5. 태양광 패널 세정에 따른 전류변화량[6]

제 2 절 태양광 사업모델 및 K-RE100 개요

1. RPS 사업모델

RPS(Renewable Portfolio Standard)는 신재생에너지 공급의무화 제도라고 한다. 일정규모(500MW)이상 발전설비(신재생 제외)를 보유한 발전사업자는 RPS 공급의무자로 지정하여 총 발전량의 일정비율 이상을 신재생에너지를 이용하여 공급하도록 의무화한 제도로 2021년말 현재 국내 6개 발전사를 포함하여 약 25개의 RPS사업자가 존재한다.

그림2-6. RPS 사업모델

연도별 공급의무량은 총 발전량에 일정부문 의무비율을 신재생에너지로 공급하여야 하며 올해 4월 25%까지 상향하도록 변경되었다.

먼저 SMP(System Marginal Price)로 계통한계가격이라고 한다.

발전사업자로부터 생산된 신재생전력을 한전에서 구매하는 실 거래가격을 의미하여 1 SMP는 1 ㎾h이며 시간대별 전력수요, 공급, 공급예비력, 국제유가 등 다양한 상황에 따라 가격변동이 심화된다.

그림2-7. 국제유가와 SMP와의 관계

두 번째로 REC(Renewable Energy Certification)는 신재생에너지 공급인증서 및 거래단위로 공급인증서 발급대상 설비에서 공급된 MWh기준의 신재생에너지 전력량에 대해 가중치를 곱하여 부여하는 단위이며, 1REC는 1,000 ㎾h이다. 거래는 1REC로 거래가 되며 태양광발전소 설치 위치별로 0.7~4까지 가중치가 부여되고, 건물 등 옥상의 경우 1.5배의 가중치를 부여된다. 거래방법은 태양광발전소 생산 전력량 기준으로 에너지 관리공단(이하 '에공단')에 REC 발급신청을 하고 매년 2회 경쟁입찰로 고정가격으로 20년간 장기계약을 하거나 REC 현물시장 또는 K-RE100시장에서 직거래가 가능하다.

≪옥상태양광 가격계산 방법≫

- ㅇ 가 중 치 : 1.5 / 발전량 : 100MWh
- ㅇ 고정가격 : 100,000원이고 SMP가 50원일 경우
- ● SMP : 50×100MWh = 5,000,000원
- ● REC : 100개 × 1.5 × (100-50) × 1,000 = 7,500,000
- ● 총 수 익 : 12,500,000원

그림2-8. 옥상태양광 RPS사업 수익 계산방법

2. K-RE100 제도

이번에는 국내 기업들의 신재생에너지 활용 활성화를 위한 K-RE100제도에 대해 알아보도록 한다. 전기소비자가 재생에너지를 이용하고 "재생에너지 사용 확인서" 받아 RE-100을 인증하고 Marketing에 활용하도록 장려하는 제도이다.

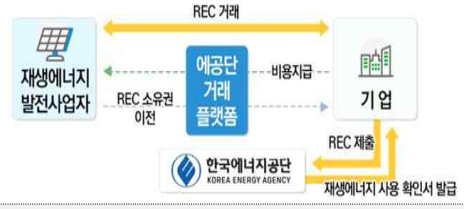
그림2-9. 한국형 RE-100 라벨링

우선 K-RE100 수익모델에 대해 간단히 언급하고자 한다.

첫째, 녹색프리미엄제도로 소비자가 전기요금과 별도로 녹색프리미엄을 한전에 납부하여 재생에너지 전기를 구매하는 방법이다.

둘째, 에공단의 REC 거래 플랫폼을 이용하여 기업들이 직접 REC를 구매하고 에공단으로부터 REC 인증서를 발급받는 방법이다.

표2-4. 녹색프리미엄과 REC 거래방법

	
녹색프리미엄 제도	REC 구매제도

셋째, 한전중개로 소비자와 재생에너지 사업자간 구매계약을 체결하여 전력과 함께 REC를 구매하는 방식으로 제3자 PPA[1)]라고 한다. 재생에너지 사업자는 한전의 계통망을 이용하여 소비자가 거래를 하고 소비자는 망이용료를 포함한 비용을 한전에 지급하고 에공단으로부터 REC를 인증받는 방식이다. 제도가 생긴 이후 지난 4월 현대엘리베이터가 국내 최초로 제3자 PPA 계약을 하였다. 현대엘리베이터는 HD충주태양광 1호 주식회사(3MW)로부터 현대 엘리베이터 충주공장의 물류센터 등에 20년간 재생에너지를 공급받는다 [7].

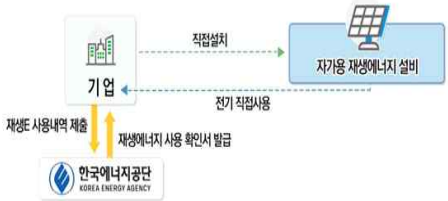
그림2-10. 제3자 PPA 거래방식

1) PPA(Power Purchase Agreement) : 전력시장을 통하지 않고 전력판매자와 전기사용자가 전력을 직거래하는 당사자간의 계약방식을 말함

넷째, 소비자가 재생에너지 발전사업에 일정지분을 투자하고 해당 발전사와 제3자 PPA 또는 REC 계약을 체결하는 방식이다.

마지막으로 자기소유 신재생에너지 발전소를 설치하는 방법이다.

표2-5. 지분참여 방식과 자체건설 방식

	
지분참여 방식	자체건설 방식

K-RE100제도는 2021년 3월 시행하였으며, 지난 3월기준 이 제도에 참여한 기업수는 총 76개 이며, 대기업이 33개, 중견·중소기업 14개, 공공기관 29개 이다. 이행수단별로는 녹색프리미엄 59건, REC구매 15건, 자체건설 2건이며 PPA는 앞서 언급한 바와 같이 4월에 최초로 1건이 등록되었다 [8].

표2-6. 2021년 K-RE100 참여기업 현황 [9]

이행수단	참여기업수			합 계	사용량(MWh)
	대 기 업	중견·중소	공공기관		
녹색프리미엄	30	11	18	59	1,440,393
REC구매	2	3	10	15	4,944
자체건설	1		1	2	1,193
합 계	33	14	29	76	1,446,530

지난 1년간의 K-RE100 이행성과를 평가한다면,

첫째 해외보다 재생에너지 LCOE[2)]가 높음에도 불구하고 많은 기업이 참여하고 있다는 것이다. 글로벌 RE100이 출범 3년차에 80여개, 일본은 1년차에 60여개가 참가한 것에 비하면 비약적이라 할 수 있다.

둘째, 녹색프리미엄이 차지하는 비중이 크다. 기업입장에서 초기 투자비가 상대적으로 적게 드는 방법을 선택한 것이다. 글로벌 RE100 참여기업도 초기에는 녹색요금제 비중이 높았으나, 점차 LCOE가 개선되면서 REC구매와 PPA쪽으로 조달비율이 높아지는 경향을 보인다.

셋째, 재생에너지 사업자는 RPS와 K-RE100 사이에서 결정을 해야 한다. RPS는 REC 가중치가 적용되나, K-RE100은 적용되지 않고 재생에너지 발전량으로 거래가 이루어져 RPS정책, 재생에너지 단가변동, 시장수요와 공급 곡선의 형성에 따라 변화할 것 으로 보인다.

넷째, REC구매에 대한 관심도가 높다는 것이다. K-RE100 참여기업이 가장 편하게 목표를 채울 수 있는 방안이기도 하다.

다섯째, 글로벌 RE100의 직접적 대상인 대기업 이외 중견·중소기업의 관심도도 높다는 것이다. 글로벌기업이 세계 공급망을 확보하고 있어 부품을 납품하는 국내 기업에게도 RE100을 요구하고 있기 때문이다.

K-RE100 활성화에 따라 소비자 입장에서 이를 달성하기 위한 전력

2) LCOE(Levelized Cost of Electricity) : 균등화발전비용, 서로 다른 발전원의 경제성 비교를 위하여 쓰이는 기법

소비와 재생에너지를 구입해야 하는 방안에 대해서도 연구가 필요할 것이다. 재생에너지 사업자 측면에서 발전량 예측뿐 아니라, 기업입장에서 RE-100을 증명해야 하기 때문에 수급자에 있어 재생에너지를 경제적으로 구입하여야 하는 기법에 대한 해결책이 필요하다 할 수 있다.

제 3 절 신재생에너지 출력예측에 관한 현황

1. 국내 신재생에너지 현황

IEA는 태양광을 비롯한 풍력 등 신재생에너지 발전량 비중은 증가할 것으로 예상되며, 발전설비 신규투자도 재생에너지에 집중될 것이다.

신재생에너지 발전량은 6,778TWh('18)에서 2030년에 12,522TWh로 84.7%, 발전비중은 26.6%('18)에서 36.6%로 10%p 증가가 예상되며 신규투자 비중 전망도 지속 증가할 것으로 예상된다 [10].

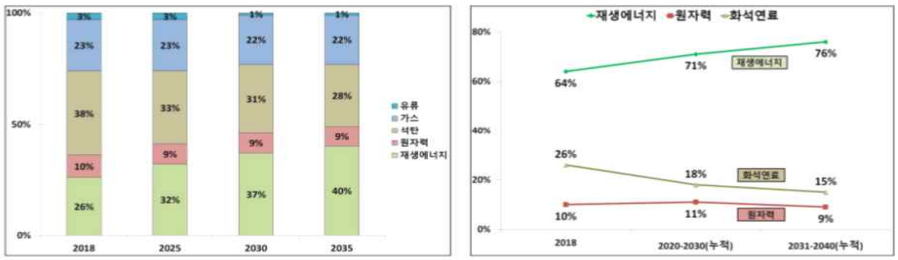
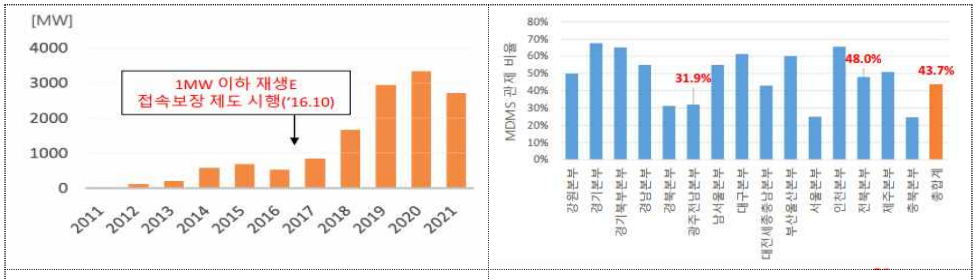


그림2-11. 발전량 및 신재생에너지 투자비중 전망

태양광발전소 전력거래를 위한 PPA 태양광은 16년에 1MW이하 소규

모 신재생에너지 무제한 계통 접속제도[3]가 생긴 이래 급증하고 있으며, 현재 배전계통 연계용량의 70% 이상을 점유하고 있으나, 실시간 발전량 감시비율은 전국적으로 저조한 상황이다.

표2-7. 연도별 · 지역별 태양광 PPA 접속현황('20.12)



연도별 PPA 태양광 접속용량	지역별 PPA 태양광 감시현황

따라서, 선로별 발전량을 사전에 예측하여 과잉발전에 따른 계통제약 현상[4]에 대응하고, 재생에너지 수용용량 확대 및 최적설비투자 계획수립을 위해 태양광 발전량 예측기술의 고도화 전략이 필요하다 할 수 있다.

2. 국내 신재생에너지 계통연계 수준분석

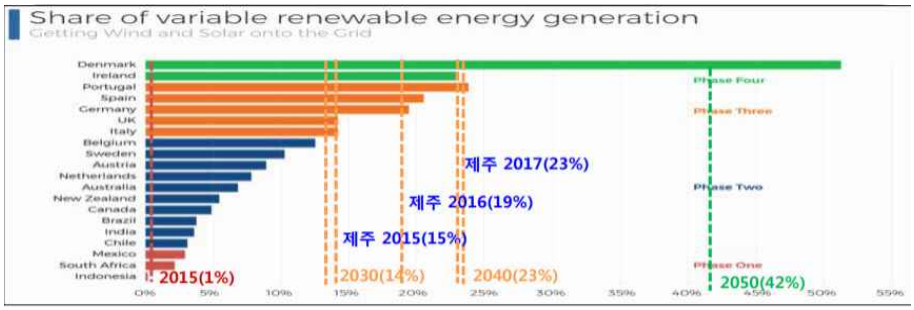
신재생에너지 계통연계를 위해 연계기술의 단계를 결정하는 기본적인 계통특성에 따라 연계수준을 구분해야 한다. 국제기관 IEA에 따르면 신

3) 소규모 신재생에너지 발전전력 거래에 관한 지침(산업부 고시)에 1㎿이하의 신재생발전설비를 소규모로 규정하여 전력계통 접속 요청 시 한전 부담으로 변압기 등 공용전력망을 보강해 망 접속을 보장하는 정부정책을 의미

4) 계통제약현상(Cutailment) : 제주지역의 경우 육지와 계통연계망(HVDC) 제약으로 풍력·태양광 발전의 출력제어(발전감축)가 약 300여회가 매년 발생하고 있음

재생에너지 계통연계 수준(Phase)를 구조/기술적 요소, 시스템 운영, 전력시장, 전력수급 등을 고려하여 크게 6단계로 정의하였다. 국가별 신재생에너지 계통연계 수준은 표 2-8과 같다.

표2-8. 국가별 신재생에너지 계통연계 수준 [11]



단 계	VRE점유(%)	특 징
Phase Ⅰ	0~3%	Localized effect (POI)
Phase Ⅱ	3~13%	Short Term (Mins to hours) Flexibility
Phase Ⅲ	13~25%	Short / Medium Term(Hours to days) Flexibility
Phase Ⅳ	25~50%	Stability & Long Term(days to months) Flexibility
Phase Ⅴ	> 50%	Long terms / Very long Term(months to years) Flexibility
Phase Ⅵ		Very long Term(months to years) Flexibility : Planning

국내 신재생발전량 수준을 고려 시 Phase Ⅱ~Ⅲ 수준이며, 제주도는 PhaseⅣ 수준에 다 달을 것으로 예상되는 바, 신재생에너지 가시성을 높이기 위해서는 발전량 출력예측 기술이 필요한 것으로 사료된다.

3. 신재생에너지 발전량 예측제도(KPX)

새로이 개정된 전력시장운영규칙('20.10)에 의거 전력거래소(KPX)는 신재생에너지 발전량 예측제도를 도입하였고, 출력예측 오차가 8% 이하 시 SMP Incentive(3~4원/kWh)를 지급한다. 예측오차율이 6%이하의 경우 4원/kWh, 6~8%인 경우 3원/kWh을 보상한다. 이는 KPX의 중앙급 전소의 예측오차율이 최대 8%임을 감안하여 보상기준을 산정한 것이다.

표2-9. 발전량 예측정확도에 따른 정산금 분류

예측정확도	적용기준	정산금(Incentive)
90% 이상	1개월 평균 오차율	시장참여 통과기준
92~94%	시간대별 오차율	3원/kWh
94% 이상	시간대별 오차율	4권/kWh

참가자격은 단일발전소 기준 20MW이상 이거나, 1MW이하 발전소를 20MW이상 모집한 사업자이며 1개월 평균오차율이 10% 이내이어야 한다.

재생에너지 발전량 예측은 하루 전 예측하여 오차율 이내 시 정산금을 지급하며, 전일 10~17시에 익일 1시간단위 발전량을 예측하여야 한다.

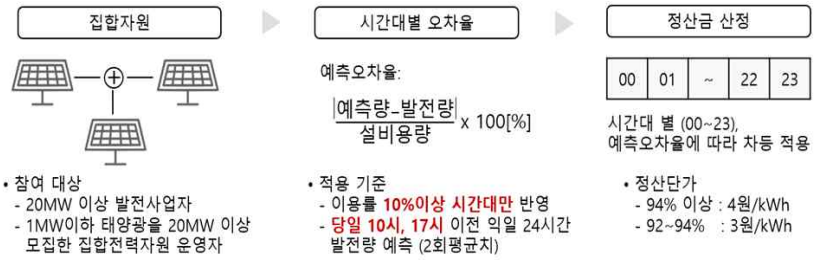


그림2-12. 발전량 예측정확도 산출방법

KPX 발전량 예측오차 평가방법은 거래일 기준 24시간 중 설비이용률[5] 10% 이상인 구간에 대하여 nMAE[6]로 평가한다.

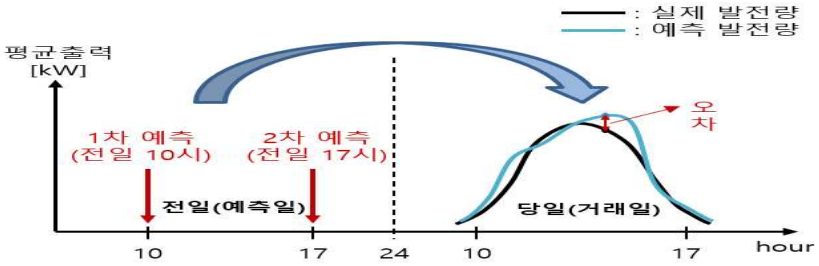


그림2-13. 발전량 예측 및 예측오차 산출지점

따라서 정산금에 따른 고수익을 위해서는 발전량(이용률)이 높은 시간대에 높은 정확도를 필요로 한다.

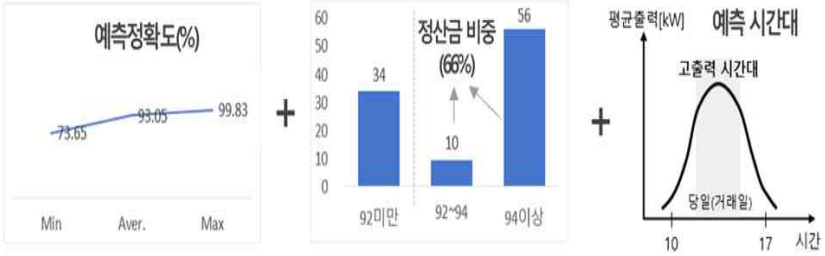


그림2-14. 정산금 수익성 개선요소

따라서, 본 연구에서는 KPX발전량 예측제도 기준 및 시장참여 사업자 수준에 준하는 발전량 예측기술 개발을 목표로 한다.

5) 설비이용률 : 발전소의 설비용량 대비 발전량의 비율

6) nMAE(normalize Mean Absolute Error) : 예측값과 실제값의 오차율 설비용량으로 정규화한 오차

기존에 KPX의 발전량 예측제도 실증테스트 1~2차 시행결과 10개 사업자가 통과하였고, 예측제도 참여 및 실증테스트 통과 사업자 최고 예측 정확도에 준하는 기술을 개발하는 것으로 약 95%를 목표로 한다.

표2-10. KPX 발전량 예측제도 실증 테스트 합격업체

구 분	실증기간	통과업체
1차실증	20.11.16~12.16	솔라커넥트, KT, SK E&S
2차실증	21.5.1~5.31	대건소프트, 대여CNI, 안좌스마트팜 & 솔라시티, KC솔라&에너지, 해줌, 남동발전, 동서발전

4. 태양광 발전량 예측 알고리즘 선행과제 분석

기상예측정보를 기반으로 태양광 발전소의 출력예측을 위한 연구과제는 다양하게 시도되었다.

우선 날씨별 운량을 10단계로 구분하여 날씨별 발전 생산율을 분석하여 부하패턴을 분석하고, 첨두부하 저감을 위한 태양광 배터리 하이브리드 시스템 운영 알고리즘을 제안하였으며 [12],

국내 기상청 운량 4단계 예보를 이용하여, 운량별 관측데이터를 기반으로 판정 알고리즘에 관한 연구도 수행되었다 [13].

2015년 이후 딥러닝 기반으로 하는 신경망 모델이 태양광 발전량 예측모델에 적용되기 시작하였다. 실시간 기상정보 예측값을 이용하여 일사량과 태양광 모듈의 경사각을 보정하고, 이를 기반으로 신경망 모형을

도출하는 딥러닝 모델이 제안되었고 [14],

신경회로망의 성능을 높이기 위하여 피어슨 상관계수와 여러 신경회로망 모델의 결과를 결합하는 앙상블 학습 모델도 제시되었다 [15].

2018년 이후 기상정보와 발전량 예측정보의 정확도가 점차 개선됨에 따라 이러한 예측정보를 이용하여 태양광 모니터링 시스템 고장예측 기술이 연구되기 시작하였으며 [16],

기상위성의 데이터 활용이 가능하게 되면서, 일사량 정보를 보정하는 연구도 수행되었다 [17].

과거의 연구사례를 살펴보면, 제한된 특정구역에서 기상정보와 과거 발전량을 회귀분석하여 예측하는 기법에서, 딥러닝 모델을 이용하고 앙상블 모델, 기상예보와 발전량의 상관관계 분석을 통해 발전소 이상여부를 판단하고, 기상정보의 일사량을 보정하는 기법까지 단계적으로 개발된 것을 알 수 있다.

본 연구에서는 초록에서 언급한 바와 같이, 피어슨 상관관계 분석을 통한 최적 기상정보 선정과 시간별 및 시계열별의 딥러닝 모델을 앙상블하여 발전량의 예측 정확도를 향상시키고, 모듈코팅을 통하여 외부 환경 변화에도 출력의 급변을 예방하는 대책과 과거 확률통계를 기반으로 기상예보 오차를 보정하는 기법과 마지막으로 기상과 발전량 정보를 이용하여 발전소 고장진단 등 O&M 기법을 제시하는 등 포괄적인 방안으로 접근하였다.

제 3 장 앙상블 기반 태양광 출력예측

제 1 절 태양광 발전량 계산방법

태양광 발전은 태양에너지를 전기에너지로 변환하는 시스템으로 태양빛이 반도체(실리콘 N형과 P형)에 비추면 이어진 전극간에 전자가 이동하게 되면서 전자의 이동이 곧 전류로서 전기가 생성된다 [18].

태양광 발전량의 산정은 각 시간대별 일사량에 대한 태양전지 어레이 출력으로 산정한다. 태양전지 어레이는 아래 식에 의해 산정된다.

$$Ppv,ave = \int P(S)f(S)ds \ ----(1)$$

여기서 $P(S)$는 태양전지 어레이의 출력을 의미하고, $f(S)$는 확률밀도 함수를 의미한다. 태양전지 어레이의 효율은 항상 일정한 값은 갖는 것이 아니라 일사량의 변화에 따라 발전효율도 변하는 특성을 가진다.

변환효율은 단위 일사량에 대한 태양전지 어레이의 출력전력의 비이며, 특정 일사량 지점을 지나면 효율의 증가가 포화되는 특성을 가진다.

태양전지 어레이의 출력전력(PPV)는 해당시간(t)에서 일사량(Gt)에 비례하고, 일사량에 대한 출력식은과 발전전력량은 식(2)~(4)와 같다.

$$Ppv = \frac{nc}{Kc}(Gt),\ 0 < Gt < Kc \ ---(2)$$

$$Ppv = nc \times Gt,\ Gt < Kc---(3)$$

태양광 발전시스템의 발전전력량은 식(4)와 같다.

$$Ppv,ave = Ppv(t)A\,Yp(kWh) --- (4)$$

여기서 Ppv는 태양전지 어레이 출력(㎾)를 의미하고 A는 총 어레이 면적(㎡)을 의미한다. Yp는 시스템 가동시간(Hour)을 의미한다.

석유, 석탄 등 화석연료의 원자재 가격 상승 또는 한정적 자원에 따른 자원고갈이 예상됨에 따라 태양광 에너지 개발이 본격화 되었고, 앞서 밝힌 바와 같이 태양광을 기반으로 하는 신재생에너지원은 앞으로도 기하 급수적으로 확대가 될 것이다.

신재생에너지의 중추적인 역할을 하고 있는 태양광발전원의 경우 태양의 일사량에 의해 발전됨에 따라 기상데이터 품질이 매우 중요하다 할 수 있다.

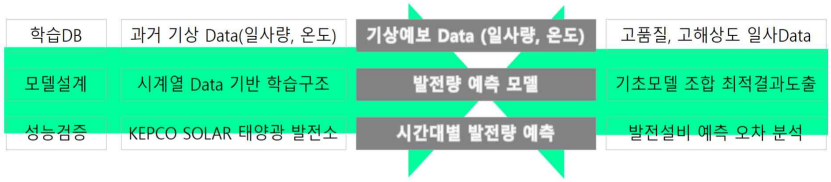
제 2 절 기상데이터 선정 및 검증

1. 예측모델 개발요소

태양광 발전량 예측기술에 대한 논문과 알고리즘에 대한 연구실적은 많다. 예측요소로 기상데이터와 과거발전량의 회귀분석이 대부분을 점유하고 있으나, 실제 실 계통에서 예측하였던 사례는 극히 드물었다.

KPX의 신재생에너지 발전량 예측제도('21)를 시행하였고, 특히 태양광발전소에 대한 예측정확도 향상이 더욱 중요하게 부각되었다. 본 연구에서 예측모델 개발을 위한 필요한 데이터 및 모델 설계는 아래와 같다

표3-1. 예측모델 개발을 위한 세부 설계 요소



구 분	개발요소
학습 DB	ㅇ 학습모델 설계를 위한 과거 기상관측 3개년 데이터('18~'20) ㅇ 예측 결과 도출을 위한 기상예보 데이터 연계
모델설계	ㅇ 통계기반 삭습 및 시계열 데이터 반영이 가능한 학습구조 ㅇ 개별 기초모델 결과를 활용한 앙상블 모델 적용
성능검증	ㅇ 시스템 연계 실증 Test 성능검증 (캡코솔라 태양광발전소) ㅇ 최근 기상예보 및 발전실적을 기반으로 한 개선도 검증

2. 기상 데이터 선정

예측정확도 개선을 위해 고품질의 기상데이터가 무료제공이 가능하고 일사량 정보가 고품질 이어야 하며, 필요한 정보는 전천일사[7], 산란일사[8], 직달일사[9], 운량, 외기온도 등이 제공되어야 한다.

표3-2. 기상데이터 필요정보

변 수 명	세부내용	단 위
GHI	전천일사(Global Horizontal Irradiance)	W/㎡
DHI	수평산란일사(Diffise Horizontal Irr.)	W/㎡
DNI	법선면 직달일사 (Direce Normal Irr.)	W/㎡
Cloud Opacity	대기 불투명도 또는 운량(0~100)	%
기 온	외기온도	℃

이를 위하여 국내 및 해외 기상청의 정보제공 현황을 분석하여 미국 Solcast에서 제공하는 API[10] 정보를 선정하였다.

7) 전천일사(全天日射) : 구름 따위의 영향이 없을 때 일사의 직각으로 입사하는 태양에너지와 구름따위로 가려져 입사하는 에너지의 합

8) 산란일사 : 대기중에 부유한 입자의 산란으로 지표면에 도달하는 태양광 입사에너지의 합

9) 직달일사(直達日射) : 대기의 수증기나 작은먼지에 의해 흡수되거나 산란되지 않고 태양으로부터 직접 지표면에 도달하는 일사

10) API(Application Programming Interface) 응용프로그램 개발자가 Application을 만들 때 서로다른 시스템간 연계를 위해 만든 플랫폼의 일종

표4-3. 기상데이터 제공 API 서비스 내역

구 분	Solcast	Solargis	Meteonorm	NSRDB	PVGIS
무료제공	○	×	×	○	○
출 처	미국	슬로바키아		노르웨이	유럽연합
자료제공	10분미만	5분단위	1분단위	1분단위	1분단위
정보제공	10년	10년	×	10년	10년
제공반경	1~2㎞	3~4㎞	2~8㎞	4~10㎞	4㎞

상기 5개사의 기상정보는 모두 Global Coverage가 가능하였으며, 과거 정보제공도 가능하고, 제공반경이 가장 세밀한 Solcast API를 선정하였다. 전국을 1~2㎞격자를 기준으로 10~30분단위의 고품질의 위성데이터를 활용할 수 있었다. 따라서 시시각각 변화하는 기상정보의 정확도가 높다고 할 수 있다.

우리나라 지역을 제공하는 Global Solar Atlas의 경우 기상정보 제공 지역이 제한 및 일사량(GHI)는 월단위 시간대별 누적 일사량 제공으로 일단위 시간대별로 제공되는 Solcast와 비교가 어려워 제외하였다.

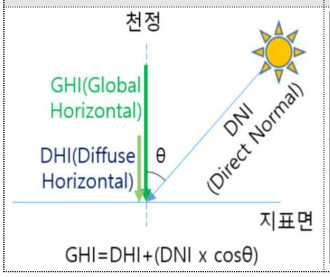
그림3-1. Global Solar Atlas 제공내역

3. Solcast 기상 데이터

일사량 API 서비스 기업인 Solcast社 제공범위는 과거 데이터와 실시간 예측정보를 제공한다. 과거 데이터는 2015년 7월 이후 5분/15분/30분/1시간 단위 선택이 가능하다. 실시간 예측은 30분 단위로 최대 7일까지 예측정보를 제공한다. Solcast社 전천일사량(GHI)를 구하는 방법은 DNI와 GHI정보를 이용하여 제출하는 방식이었다.

표3-4. Solcast GHI 산출방법 및 API 제공내역

전천일사량 산출방법	API 제공 데이터 종류



변수명	설명	단위
GHI	전천일사(Global Horizontal Irradiance)	W/m²
DHI	수평 산란일사(Diffuse Horizontal Irr.)	W/m²
DNI	법선면 직달일사(Direct Normal Irr.)	W/m²
Cloud Opacity	대기 불투명도 또는 운량(0~100)	%
기온	외기온도	°C
태양 방위각	태양광이 지표면 N극과 이루는 각	°
태양 고도각	태양광이 수평선과 이루는 각	°

정보제공 방법은 API 호출시점을 기준으로 30분 경과 시점으로 과거 관측정보과 7일치 예측 데이터를 제공한다.

그림3-2. API 호출시점 기준 관측과 예보 데이터 현황

예측측면에서 시간이 갈수록 오차범위가 점점 커지게 나타남을 알 수 있다. 본 과제에서는 9시 기준으로 API를 호출하였으며, 이는 9시 30분부터 30분 간격으로 과거 7일과 예보 7일 데이터를 확보하였다.

수치예보모델 기반 청천일 지수(Clear Sky Index) 계산방법은 5개 NWP(Numerical Weather Prediction)[11]를을 기준으로 앙상블 모델로 계산하도록 되어 있다. 위성이미지 기반 유효운량(Cloud Opacity)을 계산하여, 수치예보와 함께 두 예측결과를 결합하여 일사량(GHI, DNI, DHI)를 계산하여 6시간 이내의 정밀한 일사량 예측값을 제공한다.

그림3-3. Solcast Process 및 Satellite Image 방식

11) GFS(Global Forecast System), GFS-E(Europe), ECMWF(Eupope Centre for Medium-Range Weather Forecast), ECMWF-E(Europe)

4. 피어슨 상관계수를 기반으로 기상데이터 품질분석

우선 Solcast사의 관측과 예보 데이터를 분석해 보았다. 평균/최대/최소 편차를 예측범위(Forecast Horizon)에 따라 분석해 보면 당일이나 D+1일 이후 기간이 지나갈수록 더욱 큰 오차를 보였다. 그러나 D+1일의 데이터가 가장 중요하기 때문에 크게 문제가 되지 않았다.

두 번째로 태양광발전소의 기상 로컬센서 기반의 기상 데이터 정확도를 분석해 보면 MAE[12], RMSE[13], Pearson 상관계수[14] 지표 기반으로 Mereomatics와 분석하였다. 캡코솔라 96개 발전소 데이터(GHI)와 발전량을 기준으로 보면 Solcast사의 유사도가 0.926으로 우수한 것으로 판단되었다.

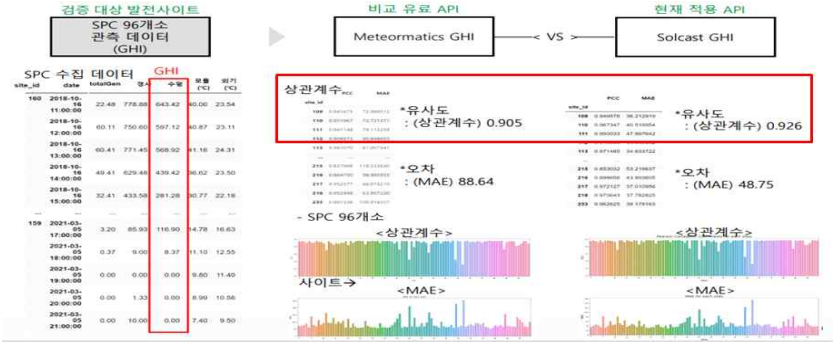


그림3-4. Solcast-Meteormatics GHI Pearson 상관관계 분석

12) MAE(Mean Absolute Error) 평균절대오차

13) RMSE(Root Mean Square Error) : 제곱근 오차

14) Pearson 상관계수 : 코시-슈바르츠 부등식에 의해 ±1의 값을 가지며, +1은 선형상관관계, 0일 경우 상관성이 없으며, -1에 가까우면 완벽한 음의 상관관계를 의미

제 3 절 예측모델

1. 모델개요

태양광 발전량 예측모델 개발을 위해 기상정보 기반 학습인자를 선별하고, 정확도 개선을 위한 학습기반 예측모델을 설계하여야 한다.

우선 과거 3개년 기상정보를 이용하여 발전량과 회귀분석을 시행하고, 이후 출력량을 시간대별로 예측하는 것을 기본축으로 한다.

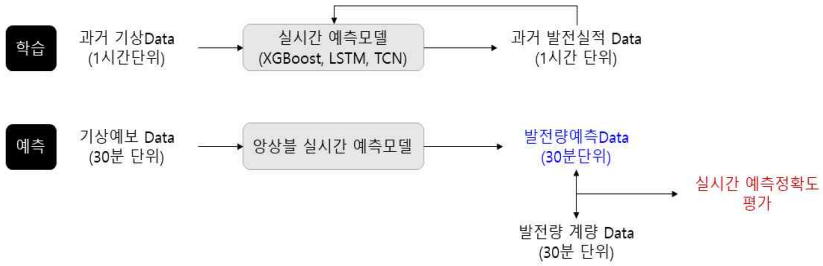


그림4-7. 태양광 예측모델 설계 방안

활용데이터는 시간단위 일사량 5종변수인 GHI, DHI, DNI, 운량, 기온과 발전량을 통해 설비단위 학습을 시행하고, 학습모델은 XGBoost[15] 등 선형회귀 알고리즘을 적용한다. 따라서 딥러닝 모델별 장단점을 파악하여 최적의 알고리즘을 구현하기 위해 앙상블 기반의 모델 설계를 선정하였다.

15) 부스팅(Boosting) : 여러개 분류기가 순차적 학습을 수행하는 기법으로, 계속하여 분류기에 가중치를 부스팅하여 학습을 진행하는 방식. 대표적인 모듈이 XGBoost 임

2. 딥러닝 알고리즘

첫째, XGBoost는 여러개의 의사결정 트리를 묶은 강력한 분류기법으로 병렬처리 적용이 가능하여 학습 및 예측속도가 빠르고 모델 유연성 및 과적합(Over-fitting)[16]에 우수하여 지도학습모델에 적합하다.

하이퍼 파라미터는 트리개수를 지정하는 평가변수(n_estimators), 보정계수(learning rate), 최대깊이(max-depth)이며, 최대깊이는 5이상으로 설정되지 않는 것으로 추천되고 있다. 시계열의 특성을 분석하기보다는 시간대별 Snap-shot 측면에서는 우수하다 할 수 있다.

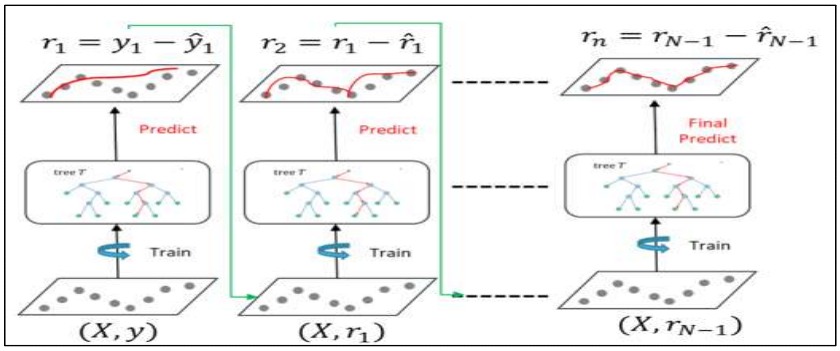


그림3-6 XGBoost 트리해석 기법

두 번째로 LSTM(Long-Short Term Memory)[17]은 과거사건을 네트워크에 반영할 수 없는 NN(Neural Network)방식을 개선할 수 있도록 Loop를 이용한 RNN(Recurrent Neural Network)[18] 구조설계가 가

16) 과적합 : 기계학습에서 과하게 학습한다는 의미. 학습데이터에서는 실제 데이터의 부분집합이므로, 오차가 감소하지만 실제 데이터에서는 오차가 커 질수 있다. -위키백과-

17) LSTM : 장단기 기억을 반영한 시계열의 딥러닝 모델. "Deep and Confident Prediction for Time Series at Uber"로 알려져 있는 모델임 [14]

18) RNN : 순환신경망, 시계열같이 순환적 구조를 갖는 특징을 가지고 있음. 이러한 구

능한 방식이다. 하지만 RNN방식은 학습이 잘 안되는 단점이 있어, 이를 보완하기 위해 LSTM이 개발되었다. LSTM은 시간적 상관관계가 있는 데이터 학습효과에 우수하다. 태양광 발전량 예측은 기상요소 및 발전량을 기반으로 미래를 예측하는 기법으로 기상정보-일사량-발전량과의 상관관계 해석이 매우 유용하다고 할 수 있다.

세 번째로 TCN(Temporal Convolutional Networks)[19]로 시계열 데이터에 특화된 CNN[20]계열의 딥러닝 모델이다. 직전 15시간 기상을 고려하기 때문에 하루전 기상의 영향을 반영할 수 있어, RNN[21]모델보다 우수하고 빠른 학습속도와 안정성을 가진다. 일정시간(통상 15시간)을 분류하여 재분석하는 기법으로 트리가 깊을수록 예측 정확성을 확보할 수 있으나, 과적합이 될 수 있는 기법이기도 하다.

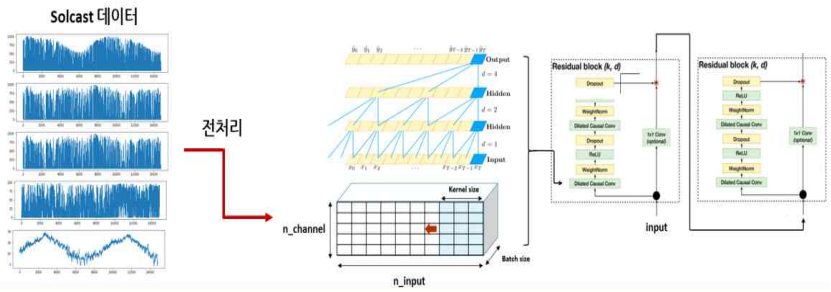


그림3-7. TCN 방식의 알고리즘 분석 개념

조는 시변적 동적특징을 모델링 할 수 있도록 신경망내부에 상태를 저장할수 있음.

19) TCN : A generative model for raw audio at Wavenet의 오디오 음향파일을 자기회귀를 통해 최적의 파형을 산출하는 방식에서 착안하여 알고리즘을 적용하였음

20) CNN(Convolutional Neural Network) : 합성곱 신경망으로 인간의 시신경을 기반으로 만들어진 딥러닝 모델. 이미지를 분류하고 인식하는데 우수한 기법

21) RNN(Recurrent Neural Network) : 순환구조 신경망의 딥러닝 방식. 순환경로를 가지고 있어 이전 데이터를 기억하는 특징이 있으며, 동시에 최신값 Update이 가능하다.

제 4 절 앙상블 기반 예측수행

1. 앙상블

프랑스어인 앙상블(Ensemble)은 "함께, 동시에, 한꺼번에, 협력하여" 의미의 부사로 쓰이며 영어로는 소규모 합창단 무용단, 극단 등 으로 쓰여진다. 그러나, Deep Learning 측면에서 앙상블은 여러개의 분류기를 생성하고 보다 정확한 예측기법을 완성시키는 것을 의미한다.

여기에서 이번연구에서 적용되었던 다중신경망과 랜덤포레스트에 대해 간략히 알아보고 적용된 앙상블 모델에 대하여 설명하고자 한다.

2. 다중신경망(Multi-layer Perceptron[22])

시냅스 모티브로 만든 Perceptron으로 이루어진 층을 여러 개 순차적으로 쌓은 형태로 Input-Hidden-Output Layer가 일반적인 아키텍처 형태이다. 비선형적 특징을 학습할 수 있는 Activation function으로 Sigmoid[23], relu[24] 등 비선형적 함수를 사용하며, Back-propagation(역전파)[25]알고리즘을 이용해 학습하는 방식이다 [19].

---

22) Perceptron : 프랑크로젠블라트가 1957년에 제한안 초기형태의 인공신경망으로 다수의 입력으로부터 하나의 결과를 내보내는 알고리즘

23) Sigmoid 함수 : S자형 곡선의 $S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} = \frac{e^x}{e^x+1}$로 오류함수를 표현한다.

24) relu 함수 : 정류선형 유닛에 대한 함수. 입력값이 0보다 작으면 0으로 출력하고, 0보다 크면 입력값 그대로 출력하는 유닛이다. $f(x) = x^+ = \max(0,x)$

25) 역전파 : 출력값에 대한 입력값의 기울기(미분값)를 출력층 Layer에서 계산하여 거꾸

비선형적 특징에 효과가 있으나, 모델이 복잡하여 Over-fitting되기 쉽다는 단점이 있다. 이 모델은 목표값을 설정 시 선형적, 비선형적 함수를 이용하여 스스로 값은 찾아내는 알고리즘으로 기존 XBG, LSTM, TCN과 같은 별도의 하이퍼파라미터는 필요하지 않다 [20].

3. 랜덤포레스트(Random Forest)

다스의 결정트리(Decision Tree)들을 학습하는 앙상블 방법으로 랜덤 포레스트(이하 'RF')는 검출, 분류, 그리고 회귀 등 다양한 문제에 활용되고 있는 방식이다. 결정트리 기반의 앙상블 모델로 Training 데이터를 Bootstrapping[26]하여 여러개의 결정트리(decision tree)를 만들고, 이를 학습하여 예측결과를 종합하여 최종값을 계산하게 된다 [21].

RF의 큰 특징은 랜덤성으로 트리들이 조금씩 다른 특성을 갖는다

트리들의 예측(Predection)들이 비 상관화 되며, 결과적으로 일반화 성능을 향상시킨다. 또한 랜덤화는 포레스트가 노이즈를 포함한 데이터에 대하여 강인하게 만들어 준다. 랜덤학습 데이터 추출방법은 앙상블 학습법인 Bagging과 랜덤노트 최적화가 자주 사용된다. 이 두 방법은 서로 동시에 사용되어 랜덤화 특성을 더욱 증진시킬 수 있다.

포레스트의 모든 트리들은 독립적으로 훈련단계를 거친다. 테스트 단계에서 데이터 포인트는 모든 트리에 동시에 입력되어 종단노드에 도달

로 전파시키는 것임

26) Bootstrapping : 컴퓨터에서 컴파일러(또는 어셈블러)를 컴파일 하고자 하는 프로그래밍 언어로 작성하는 과정을 의미

하게 된다. 이러한 테스트에서 병렬적으로 진행될 수 있으며, 따라서 병력 CPU 하드웨어를 통해 높은 계산 효율성을 얻을 수 있다.

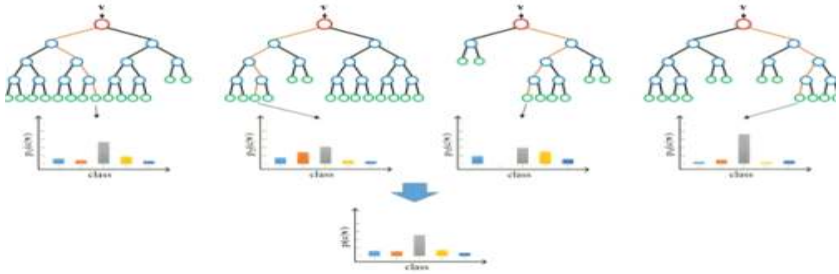


그림 3-8 RF 학습법 Diagram

RF는 과적합에 강하고 파라미터 조정이 용이하며, 데이터 Scale 변환 등 전처리가 필요하지 않으나, 고차원이나 텍스트 데이터 등에서 성능이 상대적으로 좋지 않다. 주요 하이퍼 파라미터는 트리 수, max_depth, min samples split, min samples leaf 등이 있으며 별도의 튜닝방법은 불필요 하다.

4. RF기반의 앙상블 모델

앙상블 모델로 MLP와 RF를 분석해 보았다. 태양광 발전량 예측알고리즘을 위하여 두가지 모델의 적합성을 분석해 본 결과 별도의 튜닝이 필요하지 않아야 한다는 것은 모두 만족하였으나, 태양광 발전량의 데이터가 많고, 과거의 회귀데이터를 실시간으로 보정할 수 있도록 하기 위하여 Overfitting되지 않는 RF모델을 선정하였다.

따라서 RF 앙상블 모델을 기반으로 XGB, LSTM, TCN의 예측결과를 앙상블을 통해 딥러닝 모델별 장단점을 고려하여 시너지효과를 얻을 수 있다. 예측상황 기상데이터와 알고리즘의 예측결과를 입력받아 강화학습을 통해 모델별 가중치를 유동적으로 결정할 수 있다.

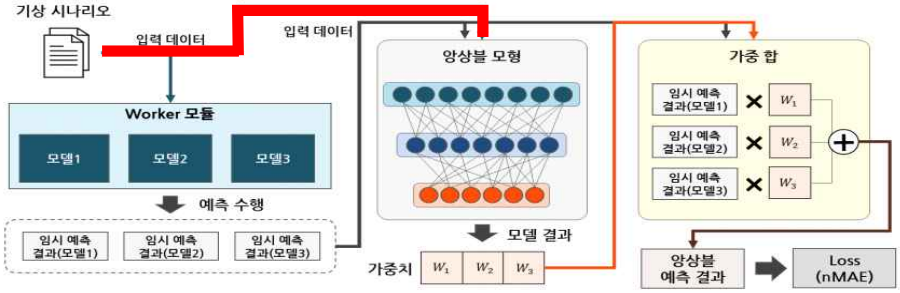


그림3-9. 앙상블 결정구조 및 Process

이번에 적용한 앙상블 모델은 기상정보를 입력받아 XGB, LSTM, TCN의 예측값에 기상정보를 다시한번 반영하여 앙상블 모델에 반영하여 목표값에 도달하도록 가중치를 계산한다.

기초모듈별 4주간('21.3~4) 집합자원의 오차율 분석 시 6~15% 정도였으며, 기상예측 오차가 큰 경우 최대 20~30%까지 나타났다.

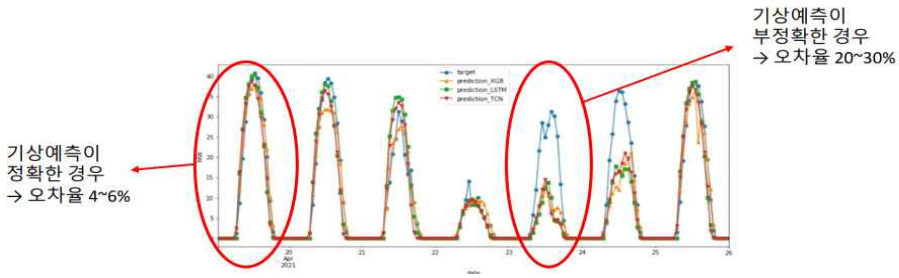


그림3-10. 기상예측에 따른 발전량과 예측치 비교

표3-5. 기초모형별 집합자원 오차율(%)

구 분	21.3.29~4.4	21.4.5~4.11	21.4.12~4.18	21.4.19~4.25
XGBoost	10.86	6.57	7.98	11.78
LSTM	13.67	9.89	11.15	15.45
TCN	13.12	11.32	11.05	14.60

이를 앙상블 모델로 성능검증 결과 RF모델을 기반으로 목표함수를 95%로 설계하였을 경우 지난 3개년('18~'20)년간의 발전량 예측결과 학습 시 91.40%에서 91.71%로 0.31%p가 상승하였다.

표3-6. 기초예측모델 및 앙상블모델 예측정확도 비교

* 앙상블 학습 DB: '18~20년 기초 모델 예측 결과

		4월				5월				(21년) 테스트 기간	
		1주차	2주차	3주차	4주차	1주차	2주차	3주차	4주차	4~5월	1~5월
기초모델	XGB	89.14	93.43	92.02	88.22	91.91	91.94	91.21	86.86	90.64	90.79
	LSTM	88.33	96.11	92.97	89.36	93.53	93.74	91.06	87.89	**91.75**	**91.40**
	TCN	88.66	94.33	91.31	88.06	93.22	92.5	90.76	88.03	90.95	91.35
앙상블모델	Linear	88.97	95.24	92.71	89.1	93.33	92.78	91.37	87.44	91.46	91.45
	MLP	89.01	95.46	92.82	89.25	93.81	93.28	91.54	87.76	91.72	91.53
	XGB	88.81	95.51	92.9	89.32	93.76	93.12	91.27	87.42	91.62	91.63
	✓RF	88.95	95.44	92.84	89.35	94	93.15	91.31	87.56	**91.68**	**91.71**

* 집합자원 기준 결과 산출

5. KPX 실증사업 참여

KPX의 신재생에너지 출력예측 실증사업에 참여하고자 캡코솔라의 사이트별 1MW이하 발전소를 25개 선정, 20MW를 수집하였다.

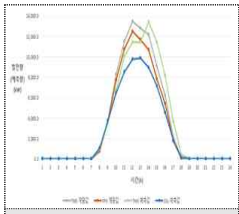
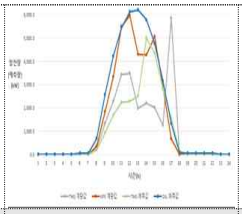
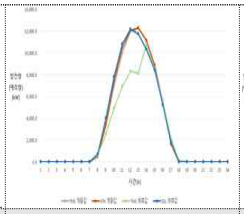
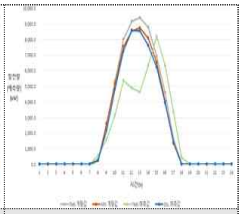
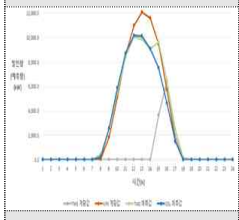
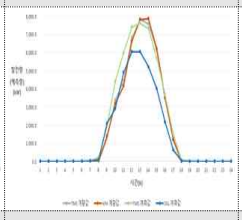
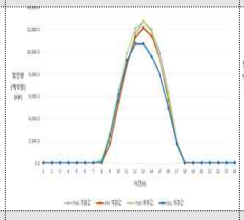
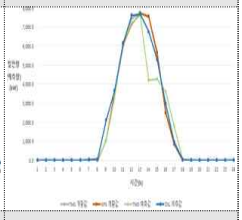
캡코솔라는 건물옥상 유휴부지에 태양광 발전소를 건립하여 운영하는 방식으로 사이트별 기상정보가 다르고, 발전량도 상이하여 상대적으로 발전량 예측이 매우 어렵다는 단점이 있다.

표3-7. 예측정확도 검증을 위한 실증설비

SCADA	캡코솔라 발전소 관리시스템

최초 실증사업에 참여하였을 때 발전량 예측정확도는 93% 수준이었으나, 일일 기상상황에 따라 변화가 있으나 대체적으로 오차가 감소된 것을 알 수 있었다.

표3-8. 일일 발전예측 정확도 변화 [붙임 2]

			
11.3(수)_93.23%	11.10(수)_96.54%	11.17(수)_97.92%	11.24(수)_98.69%
			
12.8(수)_94.05%	12.15(수)_93.88%	12.22(수)_95.55%	12.29(수)_98.05%

범 례	회색(한전계기 계량값), 갈색(KPX계량값), 연두색(보정값 적용이전 예측값), 파란색(보정값적용 예측값)

제 5 절 일정출력을 위한 모듈효율 저감 예방방안

1. 모듈코팅제와 자가세정능력

외부환경에 의한 태양광 발전량 변화를 최소화 하기 위하여 모듈코팅을 통하여 효율저감을 예방하기 위하여 아래와 같이 두가지 특성에 대하여 자료수집 및 실증을 하였다.

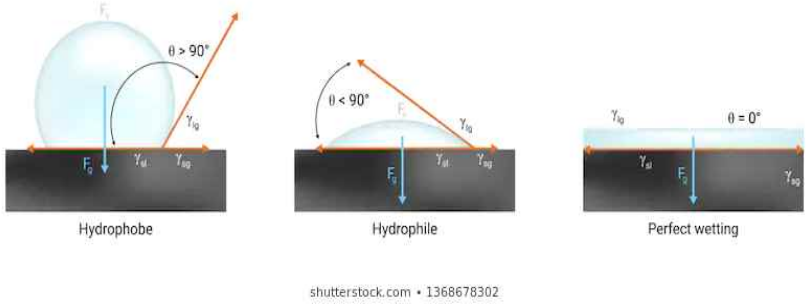


그림3-11. 소수성, 발수성 및 물에 젖은 상태의 물방울 각도

상기 그림과 같이 표면에 물방울 형성 시 표면과 물방울 계면이 이루는 접촉각 (water contact angle)에 따라 $\theta=0$일 때「완전침수」, $\theta<90^\circ$ 를「친수성」, $\theta>90^\circ$ 를「소수성」, $\theta>150^\circ$ 를「초소수성」으로 구분한다. 일반적으로 친수성 소재는 10° 전후의 작은 접촉각을 가지며 물질 표면의 물방울은 평평한 모양으로 퍼지게 된다.

먼저 소수성(hydrophobic)의 원리와 주요 특징에 대하여 알아보자 자연계에서 소수성을 나타내는 대표적 사례가 연잎(lotus) 이다

그림3-12. 소수성의 주요 특징

연잎은 물에 젖지 않으며, 잎 표면에 물방울로 형성되어 기울어진 방향으로 굴러떨어진다. 이러한 초 소수적인 현상은 연잎의 기름성분이나 연잎이 배출하는 어떤 성분에 의해 자정작용에 의한 것이 아니라, 연잎 표면에 나노입자 크기의 미세한 돌기가 촘촘히 박혀있고 상대적으로 크기가 큰 물분자가 돌기사이에 스며들지 못하고 돌기 위에 얹혀있기 때문에 물방울의 형태를 갖게되는 것이며, 표면과의 마찰면적이 작기 때문에 쉽게 흘러내리는 현상을 보인다. 이러한 연잎의 소수성 표면때문에 물에 쉽게 젖지 않고 물방울을 만들어 흐르면서 표면에 붙은 먼지 같은 이물질을 제거하는, 스스로 깨끗한 표면을 유지하는 효과를 보이며, 이와 같은 효과를 자가세정효과(self-cleaning effect)라고 한다.

이와 같이 소수성은 물과 화합되지 않고 물을 밀어내는 성질, 즉 물에 대해 친화력이 작은 성질을 나타낸다. 따라서 소수성의 표면 위에 있는 물은 높은 표면장력 때문에 동그란 물방울을 형성하게 된다.

소수성 물질은 대신 기름과 같이 극성이 작거나 없는 액체와 친화력이 크기 때문에 이를 친유성이라고도 한다. 이와같이 물과는 섞이지 않으며 기름과의 친화력이 커서 기름과 잘 섞이는 성질을 띠는 소수성은 알칼기 CnH_{2n+1}, 페닐기(C_6H_5) 등의 소수성기를 갖고 있다. 일반적으로 극성을 띠지 않으면 소수성 물질이다.

두 번째로 친수성(hydrophilic) 원리와 주요 특징의 경우 물 분자와 쉽게 결합하는 성질을 가지고 있다. 고체 표면에 액체가 가해질 때 정도의 차이는 있지만 크게 두 가지로 젖음(wet-ability) 현상이 나타나는데, 액체가 표면에 넓게 퍼지는 현상을 친수성이라 하고 액체가 표면과 쉽게 결합하지 못하고 스스로 동그랗게 뭉친 물방울이 생기면 소수성이라 한다. 친수성은 물과의 표면의 접촉각이 적어 물이 떨어지면 물방울이 생기지 않고 넓게 퍼져 워터스폿(Water Spot)[27] 문제의 발생이 없고, 물방울이 퍼지면서 오염물질이 쉽게 씻기게 하는 자정기능이 있으며, 기름성분의 오염물질이 쉽게 붙지 못하게 하는 특성이 있다.

따라서 친수성의 표면에 물을 뿌리면 표면과 물이 결합을 하면서 표면에 묻어있는 이물질을 분리하게 되는 현상이 나타나는데 이를 자가세정효과(self-cleaning effect)라고 한다. 아래 그림과 같이 친수성 표면은 극성인 물과의 흡착으로 표면과 오염물 사이에 스며들어가 오염물을 표면으로부터 떼어내는 역할을 한다.

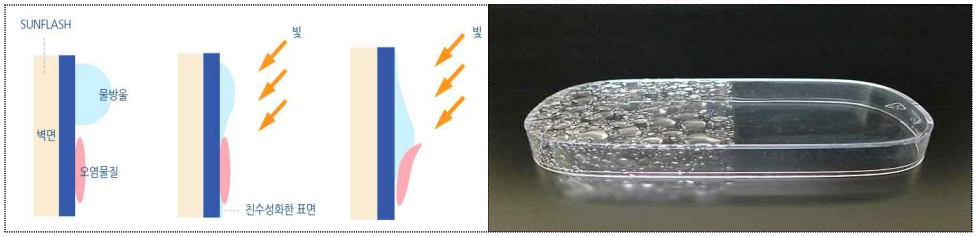


그림3-13. 친수성 및 자가세정(Self-Cleaning) 능력

27) Water Spot : 물 얼룩 또는 먼지와 결합하여 해당부위의 변형이 발생하는 현상으로 태양광 모듈의 경우 핫스폿을 유발하는 현상

상기내용과 같이 친수성이나 소수성 표면은 자가세정능력을 갖는다.

친수성은 표면에 물을 뿌렸을 때 표면의 극성과 물의 극성이 결합하면서 표면으로부터 이물질을 분리하는 방식이고, 소수성은 오염물이 표면에 안착하는 면적을 최소화하여 표면에 뿌려진 물과 결합하면서 발수성에 의해 표면으로부터 제거되는 방식이다.

일반적으로 분진, 먼지, 공기 중 부유먼지는 극성을 띠고 있다. 극성이 있는 먼지입자가 친수성 표면에 안착이 되고 물이 뿌려지게 되면 결합력이 강한 물과 친수성 표면의 상호작용으로 먼지를 표면으로부터 떨어뜨리게 된다. 이러한 효과가 있는 반면 물이 뿌려지지 않은 상태에서는 친수성 표면에 극성 먼지가 안착이 되면 물이라는 외력이 없으면 표면에 쉽게 안착이 된다. 전기집진장치의 원리가 먼지의 극성을 이용한 것임을 생각하면 이해가 쉽다.

반면 소수성 표면은 친유적인 부작용은 있지만, 무극성이기 때문에 극성의 먼지가 안착되어도 상호 간 인력이 없으므로 작은 외력(바람, 진동 등)으로도 표면에서 떨어질 수 있다. 다만 기름 성분의 먼지는 상대적으로 소수성 표면에 안착되기 쉬울 수 있다.

따라서 친수성과 소수성의 자가세정 기능은 필요에 따라 달리 적용될 수 있다. 기름성분 오염물에는 친수성이 유리할 것이고, 분진이나 흙, 부유먼지같은 오염물에는 소수성이 자가세정 기능에 적합한 것이다.

이는 이론상의 논리이고, 실제 태양광 발전소는 육상, 해상 등 전국에 산재되어 있음에 따라 실 모듈을 대상으로 자연환경에 비추어 발전량 변화를 검토해 볼 필요가 있다.

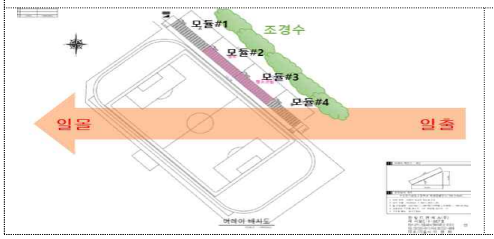
2. 모듈코팅 실증사업 대상선정

태양광 모듈 청소와 코팅제별 도포에 따른 일사량과 발전량 변화추이 검토를 통한 코팅제 성능분석을 하기 위하여 실증사업을 진행하였다.

캡코솔라 보유 발전소 중 설치 후 5년경과 된 수도공고 운동장의 170㎾를 발전소를 선정하였고, Inverter별로 다양하게 시공하였다.

표3-9. 모듈규격 및 배치현황

구 분	모듈 #1	모듈 #2	모듈 #3	모듈 #4
용 량(㎾)	50	50	50	20
시공내역	친 수 성	물 세 척	소 수 성	미 시 공



모듈코팅별로 시공방법은 모듈 #1은 오염도를 제거한 후 친수성 코팅제를 Spread[28] 하였으며, 모듈 #2는 물세척을 통해 오염도만 제거하였다. 모듈 #3은 오염도를 제거한 후 수분을 완전히 제거하고, 수미크론(Micron $1x10^{-6}$m)두께로 코팅제를 Spread and Covering[29] 하였다.

모듈 #4는 기준모듈로 선정하여 아무것도 시행하지 않았다.

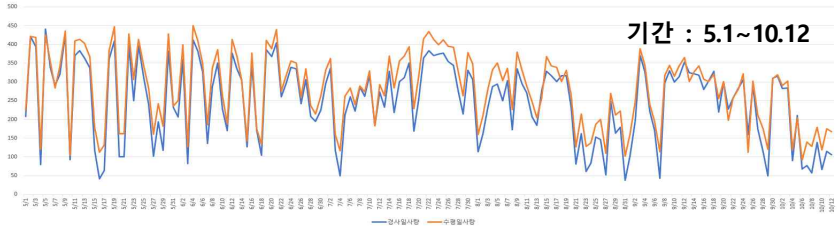
28) Spread : 모듈의 물기가 있는 상태로 친수성 코팅제를 뿌리는 방법

29) Spread & Covering : 물기를 제거한 후 소수성 코팅제를 별도의 기구로 골고루 펼쳐 바르는 방법

3. 실증이전 태양광발전소의 기본 데이터 분석

우선, 수평과 경사일사량을 비교한 결과, 일출·일몰시간에 미미한 차이가 있고, 수평경사량은 경사에 비해 약 11%정도 증가하였다.

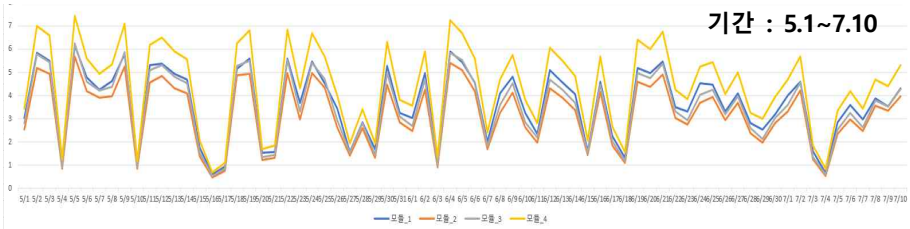
표3-10. 수평 · 경사 일사량 비교



일 사 량	평균±표준편차	누적일사량	비 고
경사(W/㎡)	249.63±104.05	41,189.02	88.7%
수평(W/㎡)	281.28±96.55	46,411.35	100%

두번째로 태양광 모듈 코팅작업 이전 모듈별 출력패턴을 분석한 결과 모듈#4 → #1 → #3 → #2의 순서로 모듈의 출력이 나타났다.

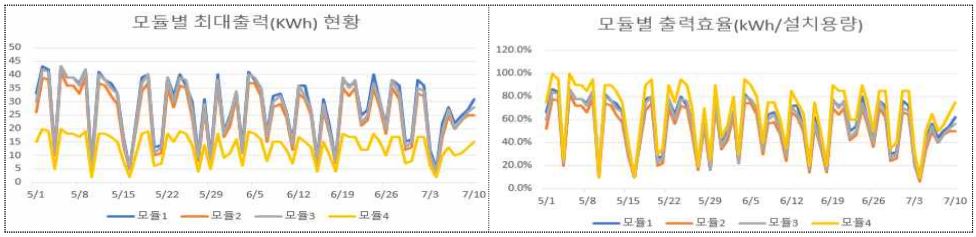
표3-11. 모듈별 단위용량 출력패턴



구 분	모듈#1(50kW)	모듈#2(50kW)	모듈#3(50kW)	모듈#4(20kW)
평균출력(kWh)	183.87±76.89	160.38±71.12	175.20±78.22	88.25±37.58
발전시간(kWh/kW)	3.68±1.54	3.21±1.42	3.50±1.56	4.41±1.88

셋째, 코팅작업 이전 모듈별 최대출력패턴을 분석한 후 단위용량 출력 패턴과 동일한 패턴을 보임을 알 수 있다.

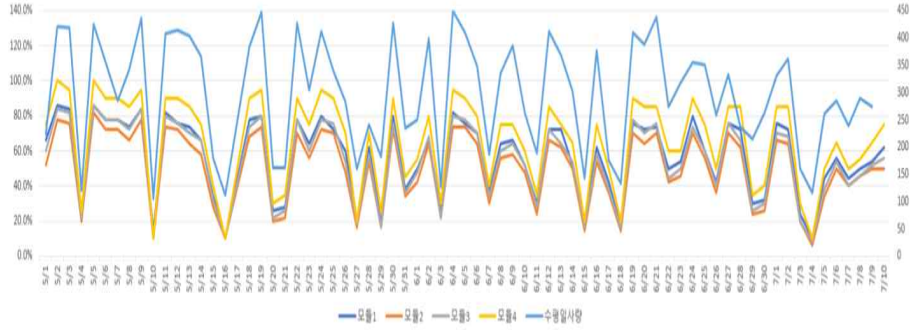
표3-12. 코팅작업 이전 모듈별 최대출력 패턴



구 분	모듈#1(50㎾)	모듈#2(50㎾)	모듈#3(50㎾)	모듈#4(20㎾)
일 최대출력(㎾h)	28.3±11.2	25.1±10.65	27.19±11.43	13.11±5.22
최대전력효율(㎾h/㎾)	56.6%	50.2%	54.4%	65.6%

마지막으로 수평일사량과 최대출력과의 관계 분석이다. 일사량(W/㎡)과 모듈별 최대출력 효율과 정량적 비교가 어려워, 그래프의 육안비교 시 차이가 크게 발생하는 것을 알 수 있음에 따라, 모듈 코팅액 도포 이후 일사량과 모듈별 단위출력 변화 검토가 필요하다.

표3-13. 모듈별 발전효율과 수평일사량과의 관계



태양광 모듈온도는 외기온도의 변화대비 약 6℃정도 높았다. 태양광 발전의 적정 모듈온도는 약 25℃로 알려져 있다. 뜨거운 열로 인해 모듈온도가 70~80℃까지 상승하게 되면 효율성은 더욱 떨어진다. 실리콘 태양전지형 모듈의 경우 25℃에서 태양광 발전을 진행한다면 온도가 1℃가 상승할때마다 모듈효율은 0.5%씩 감소된다고 한다.

따라서, 최대출력 효율이 가장 우수하고, 코팅을 미시행한 모듈#4를 기준으로 정하고, 코팅이전(5.1~6.30)과 이후(8.1~9.30)로 동일한 기간동안 분석을 시행하되, 코팅액 도포 이후의 일일 출력량의 변화에 따른 효율성과 발전량과 일사량의 차이 분석으로 코팅 효율성 분석을 시행하여 코팅의 실 효과와 모듈의 효율향상을 검증해 보고자 한다.

4. 태양광 모듈코팅 성능검증 결과

태양광 모듈코팅 및 청소는 7월경 시행(7.6)하였고, 시공전후의 동일기간(2개월)의 변화량을 검증한 결과는 아래와 같다.

표3-14 모듈별 최대출력 변화

최대발전	모듈 #1 (친수성)	모듈 #2 (청 소)	모듈 #3 (소수성)	모듈 #4 (미시행)	수평일사량 (W/㎡)
시공전(㎾)	29.46±10.7	26.69±10.3	28.70±11	13.74±4.9	302.00
시공후(㎾)	28.15±10.2	27.82±10.4	27.79±10	12.98±4.6	260.30
증 감(%)	4.4%↓	4.2%↑	3.2%↓	5.5%↓	13.8%↓
#4 대비	1.1%↑	9.7%↑	2.3%↑	-	

모듈청소 또는 코팅제 도포 후 최대출력은 기준모듈(#4) 대비 모두 증대함을 알 수 있다. 청소모듈은 최대발전량은 가장 우수하나 외부환경 변화에 따라 큰 변동이 예상된다.

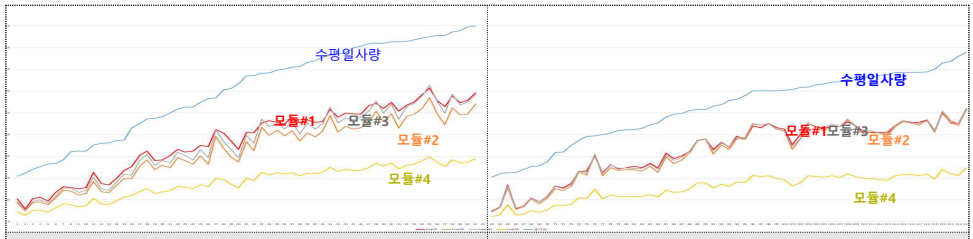
코팅모듈의 경우 청소 후 코팅막이 형성됨에 따라 청소 모듈대비 최대발전량은 적으나 먼지 등 환경변화에 영향이 적을 것으로 추정되며, 실증기간이 짧고, 계절이 달라 단순비교는 어려운 상황이다.

그러나, 일사량과 최대발전과의 관계는 청소 및 코팅모듈 모두 효과가 우수하다. 단 시공후 대비 시공전 일사량이 커서 단순 발전량 비교가 곤란하나 발전량-일사량 편차가 감소된 것으로 보아 발전량 증대효과는 검증된 것으로 보인다.

따라서, 단순 데이터 비교 시 청소모듈이 가장 발전량 향상이 좋은것이며 코팅액을 설치한 모듈의 비교시에는 소수성이 친수성 보다 조금 우수한 것으로 검증되었다.

코팅전후 일사량과 최대출력을 분석하면 수평일사량은 감소하였으나, 최대출력과의 차이는 코팅이전 대비 확연하게 감소한 것을 알 수 있다.

표3-15. 코팅전후 일사량과 최대출력 현황



코팅이전	코팅이후

일사량 수준별 최대출력 변화를 분석하면 모듈#2(청소)→#3(소수성)→#1(친수성)의 순으로 증가하였다. 즉 모듈코팅 시 효율저감을 예방할 수 있고 최대출력 측면에서 증가효과를 볼 수 있다.

표3-16. 일사량별 최대출력 변화

구 분	일사량(W/㎡)	모듈 #1	모듈 #2	모듈 #3	모듈 #4
시공전	100~200	13.3	11.4	12.4	6.4
	200~300	28.6	25.4	27.5	13.5
	300~400	34.2	31.1	33.4	15.8
	400~500	39.7	36.8	39.5	18.3
시공후	100~200	13.8(4%↑)	13.5(16%↑)	13.7(9%↑)	6.5(2%↑)
	200~300	27(6%↓)	26.3(3%↑)	26.7(3%↓)	12.4(9%↓)
	300~400	36(5%↑)	35.9(13%↑)	35.5(6%↑)	16.5(4%↑)

5. 노지태양광 대상 모듈코팅 추가실증

모듈코팅 효과 분석을 위해 경북 의성에 위치한 노지형 태양광 발전소(300㎾)를 대상으로 친수성과 소수성에 대해 분석하였다. 물론 수도공구(S) 실증시와 동일한 시기에 도포작업을 시행하였다

표3-17. 모듈별 용량 및 시공내역

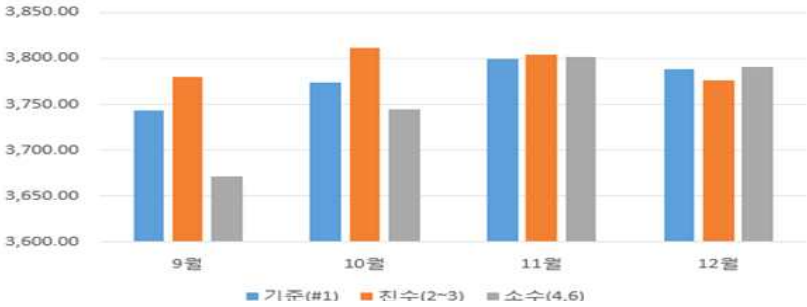
구 분	모듈 #1	모듈 #2	모듈 #3	모듈 #4	모듈 #5	모듈 #6
용량 (㎾)	50	50	50	50	50	50
시공내역	미 시 행	친 수 성	친 수 성	소 수 성	발전량오류	소 수 성

세왕 태양광 발전소

이 발전소는 수도공고와 달리 모듈코팅 기점으로 하여 전후 발전량을 비교할 수 없었다. 매입한 발전소로, 코팅작업 이후 통신망을 구축하였기 때문에 코팅작업 전의 발전량 데이터는 남아있지 않았다.

모듈별 누적 발전량을 분석하면, 기준모듈 대비 친수성과 소수성 증가율이 높고, 시간이 지날수록 소수성의 발전량이 소폭 증가하였다.

표3-18. 모듈별 시공결과에 따른 발전량 변화



6. 모듈효율 저감예방을 위한 코팅의 연구결과 분석

태양광 모듈은 앞서 언급한 바와 같이 AR코팅이 되어 있으며, 해당기술은 제조사별로 Open하지 않는다. 만약 코팅 굴절율 정보가 있으면,

제조사별 다양한 코팅에 대한 해법을 제시할 수 있을 것으로 사료된다.

모듈의 효율 저감 예방을 위하여 통상 모듈의 청소 이외에는 국내에서 추가로 시행되는 사례가 없었다. 이에 본 모듈 코팅을 통한 태양광 출력효율 저감방안에 대한 연구는 국내에서 최초로 시도되는 사례이다.

수도공고(S) 발전량 분석 시 청소모듈의 발전량이 가장 크게 향상되었으나, 코팅시행 모듈은 친수성 대비 소수성의 효율이 좀 더 높게 나왔다. 단기간의 발전량 변화로 무엇이 더 우수한지 판단은 어려우나, 상식적으로 청소모듈은 단기간에 효과가 있을 것으로 보이며, 코팅제 모듈의 경우 외부 환경변화에 대한 변화율은 적을 것이다.

더불어, 노지 발전소인 경북 세왕 발전소에서 소수성과 친수성을 비교하였을 경우 소수성이 자가세정능력이 우수하며, 누적 발전량이 단계적으로 증가하였다. 그러나, 소수성이 친수성에 비해 공사비가 2~3배 수준으로 경제적인 관점에서 세밀한 검토는 필요하다.

결론 측면에서 보면, 태양광 모듈효율 향상을 위해 설치된 4~5년 경과된 모듈의 경우 코팅을 통하여 발전량을 향상시킬 수 있다는 것이다.

그리고, 이러한 시도는 태양광 사업자에게 좋은 소식이 될 것이라 사료된다.

제 6 절 예측정확도 향상을 위한 추가연구 과제

1. 태양광 발전량 출력예측 오차 주요원인 분석

태양광 발전량 예측 오차의 주요요인을 분석해 보면, 예측모델 자체의 오차와 기상예보의 오차로 크게 볼 수 있다.

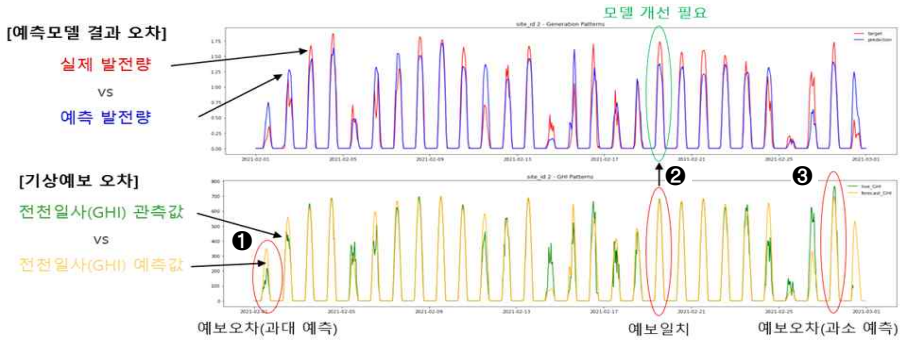


그림 3-14. 동일시간대 기상예보/관측데이터 및 예측/실제 발전량

❶의 경우 기상예보 GHI정보가 과소예측 되었기 때문에 발전량도 예측치 대비 감소하였으며, ☞ **기상오차**

❷은 기상예보는 일치하였으나, 예측 대비 실제 발전량이 높았다. 이는 예측모델의 오차로 생각할 수 있다. ☞ **예측모델의 오차**

❸의 경우 예측대비 관측값이 매우 높았고, 이에 따라 발전량도 예측치 대비 높게 계측되었다. ☞ **기상오차**

따라서, 상기 분석에 의해 기상정보와 발전량(예측/관측)과의 오차는 크게 두가지로 분류될 수 있다.

첫째, 예측모델 오차이다. 기상데이터 기반 발전량 학습 시 학습방식 모델 구조에 따라 예측 발전량의 오차가 발생한다. 이는 앙상블을 통해 지속적 학습을 통해 오차를 보정 할 경우 오차율을 감소시킬 수 있다.

둘째, 기상예보 오차이다. 기상예보 기반 학습데이터로 인해 예보 오차가 예측 발전량에 그대로 반영이 되기 때문이다. 이는 기상예보의 보정을 통해 예측오차를 최소화 할 수 있다.

따라서, Markoc Chain 및 통계기반한 기상에보 오차를 보정하는 방법에 대해 기술한다.

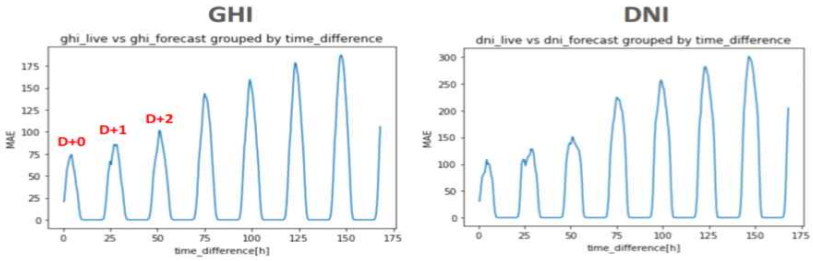
2. 기상정보 보정방안

기상정보 보정방안은 캡코솔라에서 실제 사용하고 있는 태양광 예측 알고리즘에도 적용되지 못하였다. 이는 시간적 제약 또는 해당 연구에는 더욱 많은 시간이 소요되기 때문이다. 따라서, 기상 오차를 분석하여 Markov Chain[30] 기법으로 보정방안에 대한 내용을 제시하고자 한다.

우선 Solcast社 예보일 기준 '21.1.23~4.10 데이터를 기준으로 7일간의 예측/관측 데이터의 오차를 비교하면 시간적 거리에 따라 예보시점으로부터 먼 시점을수록 예측오차가 증가하는 것을 알 수 있다.

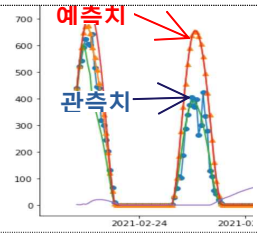
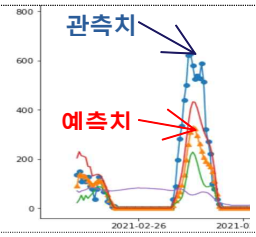
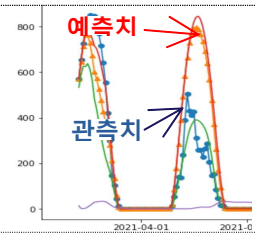
30) Markov Chain : 마르코프 연쇄라고 하며 이산시간 확률과정을 의미. 과거와 현재의 상태가 주어졌을 때 미래 상태의 조건부 확률분포가 과거상태와는 독립적으로 현재 상태에 의해서만 결정된다는 것을 의미한다. [위키백과사전]

표3-19. 예측시점 날짜별 오차율



물론 태양광 발전량 예측을 위하여 다음날의 기상예보 데이터가 가장 중요하다. 기상예측 실패사례를 분석해 보면 아래와 같음을 알 수 있다.

표3-20. 기상예보 예측 실패 사례

기상정보			
날 짜	'21.2.24~2.25	'21.2.26~2.27	'21.4.21~4.22
주요특징	예측치 < 관측치	관측치 > 예측치	예측치 < 관측치
기상예보	맑음 → **맑음**	흐림 → **보통**	맑음 → **맑음**
실제날씨	맑음 → **흐림**	흐림 → **맑음**	맑음 → **흐림**

기상은 맑았다가 흐려지거나, 비가 오는 경우 날씨의 과도현상을 가지게 된다. 이러한 과도현상에 대해 모든 상황을 동일하게 일괄보정할 수 있는 기준을 찾기는 어렵다. 따라서 상황별로 다르게 적용되는 조건부 보정기능이 필요하다. 모든 상황에 Robust[31]한 보정은 전체 예측성능을

31) Robust : 극단값들에 예민 또는 민감하지 않다는 의미로 이상값에 영향을 적게 받는

저하시키므로, 기상예측 오차가 큰 날에 집중적으로 적용될 수 있는 모델이 필요하다 하겠다.

따라서 기상예보 보정 알고리즘을 위해 Markov Chain 적용이 가능하다. 미래 임의의 시간 t+1에 발생할 사건 A_{t+1}은 직전 유한개의 시간 $_{(t-k\sim t)}$에 발생한 사건에 의해서만 결정되는 이산확률 과정이다. 기상예측 보정을 위해 이러한 복잡하게 얽힌 연쇄작용을 전이확률을 기반으로 단순화하여 표현할 수 있다.

Solcast 정보를 기반으로 익일(D+1) 예측치와 과거 실제 기상정보를 K-Means[32] 기법으로 Sunny, Cloudy, Rainy 등 3단계로 분류하여 확률분포를 나타낼 경우 확률 분포는 아래와 같다.

그림 3-15. K-Means=3 의 경우 조건부 확률 분포도

D+0	D+2	D+1	targetState	count	ratio
cloudy	cloudy	cloudy	cloudy	41	0.803922
상황 (Condition)			rainy	10	0.196078
		rainy	cloudy	13	0.166667
			rainy	65	0.833333
		sunny	sunny	2	1.000000
	rainy	cloudy	cloudy	48	0.827586
			rainy	10	0.172414
		rainy	cloudy	2	0.019231
			rainy	102	0.980769
	sunny	cloudy	cloudy	4	1.000000

조건부 확률

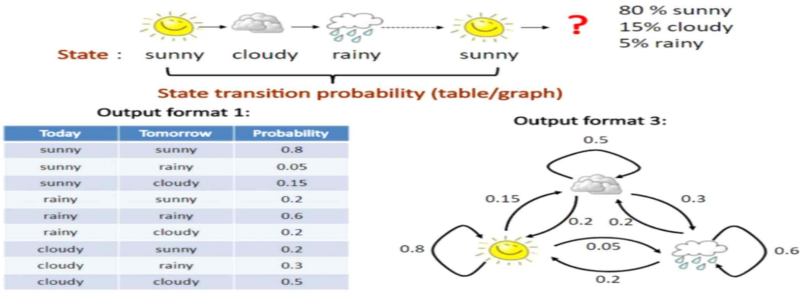
Site 통합 Count

값을 보고 통계학적에서 "로버스트하다" 라고 표현함

32) K-Means : K-means Clustering로 K-평균 알고리즘이라고 하며, 주어진 데이터를 K개의 클러스터로 묶는 알고리즘으로 각 클러스터와 거리차이의 분산을 최소화하는 방식이며, 자율학습의 일종이다. [위키백과]

과거의 기상통계를 기반으로 Markov Chain 기법으로 분석하면 Cloudy→Cloudy 확률은 80%, rainy는 약 20% 수준임을 알 수 있다.

약 70일간의 기상정보 변화를 가지고 날씨별 기상 변동확률을 분석할 경우 맑음에서 맑음이 지속될 확률은 80%이며, 비가 올 경우는 5%, 흐릴 확률은 약 15%로 나타났다.



Today	Tomorrow	Probability
sunny	sunny	0.8
sunny	rainy	0.05
sunny	cloudy	0.15
rainy	sunny	0.2
rainy	rainy	0.6
rainy	cloudy	0.2
cloudy	sunny	0.2
cloudy	rainy	0.3
cloudy	cloudy	0.5

그림 3-16. Markov Chain을 통한 기상의 변화 확률

이산확률 방식을 이용하여 GHI100, GHI10, GHI90값과 전이확률을 활용하여 익일('21.1.25) 10시 기준 예측값이 GHI=100, GHI90=150, GHI10=80일 경우 아래와 같이 예보를 보정할 수 있다.

site_id	forecastDay	D+0	D+1	D+2	hold	levelDown	levelUp
2	2021-01-23	rainy	rainy	rainy	0.958333	0.000000	0.041667
	2021-01-24	cloudy	rainy	rainy	0.980769	0.000000	0.019231
	2021-01-25	cloudy	rainy	cloudy	0.833333	0.000000	0.166667
	2021-01-26	cloudy	cloudy	cloudy	0.803922	0.196078	0.000000
	2021-01-27	cloudy	rainy	rainy	0.980769	0.000000	0.019231
...	...	...	...	...	...	...	...
16	2021-04-06	sunny	cloudy	sunny	0.384615	0.000000	0.615385
	2021-04-07	sunny	sunny	sunny	1.000000	0.000000	0.000000
	2021-04-08	sunny	sunny	cloudy	1.000000	0.000000	0.000000
	2021-04-09	sunny	cloudy	cloudy	0.847059	0.152941	0.000000
	2021-04-10	sunny	cloudy	rainy	1.000000	0.000000	0.000000

보정 예시

21.01.25 예보의 21.01.24일 10시 예측값이 **GHI=100**, GHI90=150, GHI10=80 인 경우

0.8333*100 + 0*80 + 0.1667*150 = 108

GHI 예보 값을 100 → 108로 보정

그림 3-17. 익일 기상데이터 보정 예시

이에 따라 기상State의 수를 확대하게 되면 모델의 유연성을 증대할 수 있다. K값을 3이 아닌 더욱 세분화하여 7 또는 8로 구분한다면 기상 예보의 정확도를 더욱 높일 수 있다고 사료 된다.

3. 발전설비 이상진단 방안

실증 사이트 설비이상 판단과 예측 발전량 보정을 위해 비정상 특성 설비에 대한 집합자원의 효과적 구성 및 보정을 통한 예측 정확도의 개선이 필요하다.

이를 개발한 목적은 태양광발전소의 효율적인 집합자원 활용을 위해 기상정보와 발전량을 이용하여 설비의 이상여부를 판단하고 이를 피드백을 통한 유지보수의 적기대응이 필요하기 때문이다.

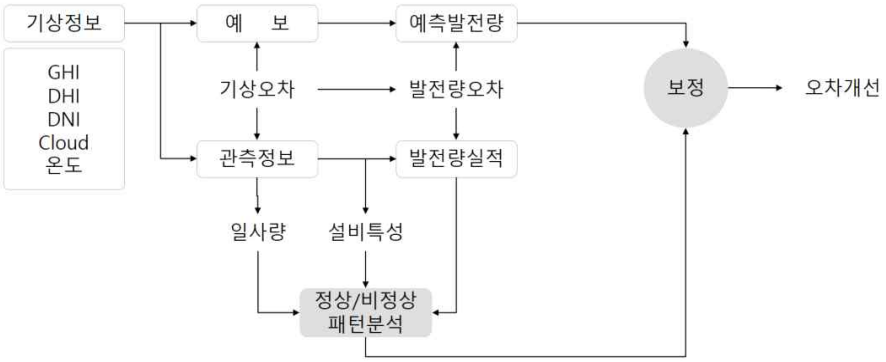


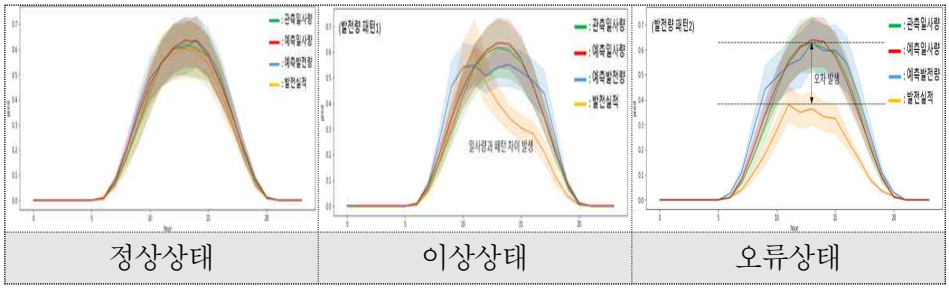
그림3-18. 오차보정 및 발전설비 이상진단 체계

앞서 밝힌 바와 같이 기상정보를 이용한 예측발전량과 실 발전량의 오차를 통해 설비의 이상여부를 판단하기 위하여 캡코솔라 발전소 중 예

측오차와 발전량의 차이가 큰 발전소 20개소를 선정하였다.

분석인자는 관측일사량, 예측일사량, 예측발전량, 실 발전량 등 4개의 INDEX를 기준으로 학습기간('21.3.10~5.18)과 실 Test(5.19~6.17) 기간을 통해 분석하였다. 정상은 4개의 분석인자가 모두 유사한 패턴을 보일 때 이며, 이상상태는 발전실적이 다른 패턴과 다를 경우 발전소 내부에 이상이 있다고 판단하였으며, 오류상태는 모든 패턴을 유사하나 발전실적의 오차가 발생하는 상태를 정의하였다.

표3-21. 일사량과 발전실적 패턴 분석



발전실적이 다른 패턴과 다르게 보일경우에는 발전설비 내부에 이상이 있는 것으로 판단할 수 있다.

오류상태의 패턴을 보일 경우 이러한 오차정보를 이용하여 발전예측의 정확도를 향상시킬 수 있다. 일사량과 발전량 패턴의 편차가 발생할 경우 설비특성에 의한 오차요인으로 추정이 가능하기 때문이다.

이에 예측오차가 상대적으로 큰 20개 발전소를 분석한 결과 10개의 발전소가 오차 특성의 경향을 보였다.

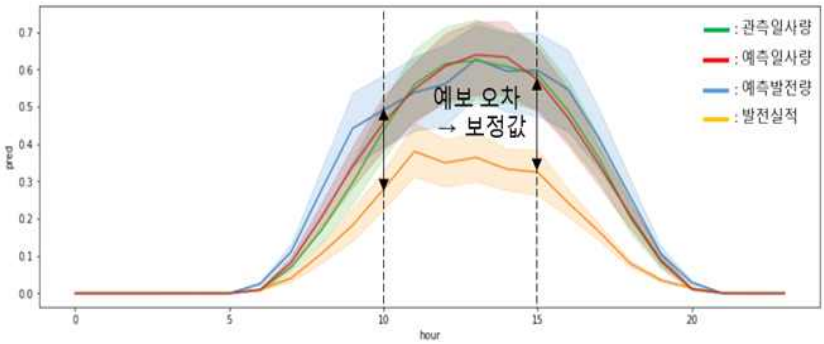


그림4-19. 예보오차를 보정값으로 적용하는 방법

일사량과 발전량의 차이가 큰 발전소를 대상으로 오차를 보정한 결과 예측 정확도는 0.8%p 상승(91.3%→92.1%)하였고, 보정방법으로는 각 시간대별 예측오차 평균값을 보정값을 적용하였다. 대부분의 오류가 큰 발전소의 특징은 일관된 설비특성을 반영하는 패턴이었고 이 경우 보정 효과를 통해 발전량의 정확도를 향상시킬수 있다.

정상적인 패턴을 보이는 발전소에서도 이러한 예측오차의 평균값을 보정값으로 활용하게 되면 예측정확도를 향상시킬 수 있으며,

또한 예측-발전량의 오차가 크게 발생 되는 경우 해당 발전소의 설비이상을 판단할 수 있는 자료가 될 것으로 사료된다.

제 4 장 결 론

제 1 절 주요성과

신재생에너지 중 태양광발전소는 국내에서 발전량이 가장 크고, 넓은 지역에 활용할 수 있는 에너지이다. 원자력 및 고체연료 중심의 발전에서 에너지 전환은 우리 모두의 숙명이고 반드시 수행해야 할 과제이다.

특히, 국토면적이 좁은 우리나라의 경우에는 건물옥상, 고속도로 휴게소 등 소규모의 태양광 발전의 집합자원을 계속 발굴하여 그 규모를 키워야 할 것이다.

본 연구는 딥러닝 모델과 앙상블을 적용한 태양광 출력량 예측모델에 관한 연구이며, 기상정보를 이용한 앙상블 모델은 KPX의 신재생에너지 발전량 예측 실증사업에 참여하여 평균 90~95%로 예측제도 실증사업에 적격사업자로 선정되었으며, 현재에도 매월 정산금을 수령하고 있다.

표4-1. KPX 시장참여결과 정산금 현황('22.1~7)

월 별	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	소 계
정확도 (%)	91.35	93.72	93.32	93.15	93.47	90.38	93.10	92.64
정산금(천원)	4,736	5,740	6,637	7,475	9,847	4,246	5,886	44,567

예측치-발전량의 오차를 줄이기 위해 크게 5가지 사업을 중점으로 추진하였다.

우선 피어슨상관관계 분석으로 예측/발전량과 가장 선형적인 기상정보를 선정하였으며,

둘째, 딥러닝모델의 장점을 조합하여 앙상블을 통해 발전량의 예측율은 계속 업데이트 되고 있다. 특정시점 예측이 우수한 XGBoost와 시계열 분석이 탁월한 LSTM, 전일의 예측/발전량과의 상관관계 분석이 우수한 TCN 등 3가지 모델의 장점을 조합하였다. 그리고 별도의 튜닝작업이 필요없이 목표함수만 설정이 가능한 랜덤포레스트 모델을 적용하여 모델별 가중치를 스스로 정하여 예측치의 정확도를 계속적으로 향상하고 있다.

셋째, 모듈코팅 실증을 통하여 외부환경에 발전량의 변화가 적도록 실증사업을 시행하였다. 국내 태양광은 물청소 이외 대안이 없는 상태라 경년변화에 따른 태양광 발전소의 관리에 한계가 있었다. 그러나 친수성 및 소수성 코팅제를 이용하여 모듈을 코팅함으로서 발전량 증대 및 O&M 비용을 절감시킬 수 있는 대안도 제시되었으며, 특히 친수성은 수상태양광에 소수성은 육상태양광에 점차 적용율이 높아지고 있다.

넷째, 기상 예측정보에 대한 보정방안이다. 기상 예측정보도 결국 100% 정확하기에는 한계가 있어, 과거의 날씨 변동사례를 확률적으로 분석하여 Markov Chain을 통해 보정하는 방법을 제시하였다.

그리고 기상정보와 예측/발전량 패턴 분석을 통해 발전소 이상진단 관리기법과 오류 발전소에 대한 오차까지 관리하는 방법을 제시하였다.

다만, Marcov Chain을 이용한 기상정보 예측 보정과 기상정보를 기반으로 예측량과 발전량의 패턴을 가지고 발전소의 이상여부를 판단하는 내용도 함께 실증사업에 반영하였으면 좋았겠지만, 이는 2년이라는 제한적인 연구기관과 올 초 새로운 업무를 맡게 되면서 지속적인 연구과 어려운 상황이었다.

제 2 절 활용방안

한전은 우리나라의 전력을 공급하는 가장 큰 전력회사이나 공기업이나 전기사업법에 의거 발전사업의 진행이 불가능 하다.

정부의 신재생에너지 확대정책에 의거 건물옥상 유휴부지에 소규모 태양광 발전소를 건립하여 운영하기 위해 한전과 발전사가 공동으로 투자하여 특수목적법인인 캡코솔라를 설립('16)하였다.

옥상 유휴부지에 건립한 태양광발전소는 5~7년이 경과함에 따라 발전소의 유지보수가 필요한 시점이고, 발전량의 효율저감을 예방하기 위해 태양광 모듈에 코팅을 통해 먼지·이물질 등에 의한 모듈의 고장 및 발전량 감소예방을 위해 검토해 볼 수 있는 대안이라 사료된다.

신재생에너지도 점차 발전량이 증가하게 되면서 KPX의 중앙급전소에서는 해당 발전량을 예측하고 계통관리를 위한 제도화가 본격 수행되고

있다. 해당 연구과제 결과는 KEPCO SOLAR에서 KPX 예측제도에 본격 참여하여 운영되고 있다.

여기에 기상정보 보정방안, 발전소 이상여부 진단방안 등을 포함하여 태양광 발전사업자를 대상으로 KEPCO SOLAR는 VPP사업자[33]로서 진행중이며, 한전은 태양광사업자를 대상으로 기술 플랫폼 형태의 서비스를 제공함과 동시에 배전계통망의 운용 효율성을 위해 한전이 주도적으로 추진하는 DSO[34]로서의 역할정립을 수립하고 있다.

33) VPP(Virtual Power Plant) : 전력생산을 강화시키고, 전기시장 전력의 교역을 위해 이기중 분석에너지자원(Distributed energy resource DER)의 양을 종합적으로 관리하는 클라우드 기반의 가상발전소

34) DSO(Distribution System Operator) : 다수 배전회사 존재시장에서 배전계통을 운영하는 사업자

붙임 1-1	모듈코팅 이전('21.5.1~6.30) 시간대별 최대발전

일자	INV1(kWh)		INV2(kWh)		INV3(kWh)		INV4(kWh)	
	시간	발전량	시간	발전량	시간	발전량	시간	발전량
5/1	11	33	13	28	11	30	11	15
5/2	13	43	14	40	13	42	13	20
5/3	13	42	13	38	13	41	13	19
5/4	12	12	12	10	12	11	12	5
5/5	13	43	13	41	13	43	13	20
5/6	13	39	13	36	13	39	13	18
5/7	13	39	13	36	13	39	13	18
5/8	12	37	13	34	12	36	12	17
5/9	13	42	14	40	13	42	13	19
5/10	14	7	15	6	15	7	15	4
5/11	13	41	13	37	13	40	13	18
5/12	13	38	13	36	13	38	13	18
5/13	12	37	13	34	13	37	12	17
5/14	12	33	14	31	12	33	12	15
5/15	11	17	11	14	11	16	11	8
5/16	13	5	13	5	13	5	10	2
5/17	09	8	09	7	09	6	09	4
5/18	12	39	13	35	13	39	12	18
5/19	13	40	13	37	13	40	13	19
5/20	11	13	13	11	11	11	11	6
5/21	12	14	12	11	12	13	12	7
5/22	13	39	14	36	13	39	12	18
5/23	12	32	12	28	12	30	12	15
5/24	13	40	13	36	13	39	13	19
5/25	14	36	15	36	14	38	14	18
5/26	11	30	11	24	11	27	11	14
5/27	15	16	15	16	15	17	15	9
5/28	13	31	13	27	13	29	13	14
5/29	09	15	10	11	10	13	09	7
5/30	13	40	14	37	14	39	13	18

일자	INV1(kWh)		INV2(kWh)		INV3(kWh)		INV4(kWh)	
	시간	발전량	시간	발전량	시간	발전량	시간	발전량
5/31	15	26	15	25	15	27	15	13
6/1	12	25	12	21	12	24	12	11
6/2	12	35	14	32	14	34	12	16
6/3	11	13	11	11	11	11	11	6
6/4	13	41	14	38	13	40	13	19
6/5	13	39	14	37	14	39	14	18
6/6	13	35	13	32	13	35	13	16
6/7	14	18	14	15	14	17	14	8
6/8	12	32	12	28	12	30	12	15
6/9	12	33	14	30	13	32	12	15
6/10	14	26	14	24	14	26	14	12
6/11	15	17	15	15	15	16	15	8
6/12	13	36	14	33	14	36	14	17
6/13	12	36	12	31	12	32	12	15
6/14	12	28	14	25	14	27	12	13
6/15	16	14	17	14	17	16	17	8
6/16	12	31	15	28	15	31	12	15
6/17	12	21	12	18	12	19	12	10
6/18	10	10	10	8	10	8	10	4
6/19	14	38	14	35	14	39	14	18
6/20	13	36	14	33	13	35	13	17
6/21	13	37	14	35	14	38	12	17
6/22	15	29	15	29	15	31	15	14
6/23	13	27	13	23	13	25	13	12
6/24	13	40	13	35	13	37	13	18
6/25	13	30	15	29	15	31	14	15
6/26	15	23	15	22	15	23	15	12
6/27	14	38	14	35	14	38	14	17
6/28	13	36	13	31	13	33	13	17
6/29	10	21	10	14	10	16	10	10
6/30	15	25	15	24	15	26	15	13
평균		29.46		26.69		28.70		13.74
편차		10.74		10.31		10.98		4.87

붙임 1-2	모듈코팅 이후('21.8.1~9.30) 시간대별 최대발전

일자	INV1(kWh)		INV2(kWh)		INV3(kWh)		INV4(kWh)	
	시간	발전량	시간	발전량	시간	발전량	시간	발전량
8/1	11	11	10	9	10	10	11	5
8/2	14	24	14	24	14	25	14	11
8/3	13	30	13	29	13	30	13	14
8/4	14	36	14	37	14	37	14	17
8/5	12	36	12	35	12	36	12	17
8/6	11	32	11	28	11	32	11	14
8/7	14	32	14	33	14	33	14	16
8/8	11	21	11	18	11	20	11	107
8/9	12	37	13	37	12	36	12	17
8/10	15	30	15	35	15	35	15	17
8/11	15	30	15	33	15	32	15	15
8/12	12	27	12	26	12	27	12	13
8/13	14	20	14	19	14	19	14	9
8/14	13	33	13	31	13	32	13	15
8/15	12	36	13	36	12	35	12	17
8/16	12	34	14	33	12	33	12	15
8/17	13	40	13	40	13	39	12	17
8/18	13	38	13	37	13	37	13	18
8/19	11	34	15	35	15	34	12	16
8/20	12	28	12	27	12	27	12	13
8/21	14	20	14	20	14	21	14	10
8/22	12	26	12	25	12	26	12	12
8/23	11	7	11	6	11	7	10	3
8/24	14	14	14	13	14	13	14	6
8/25	15	23	15	26	15	25	15	11
8/26	13	17	13	16	13	17	13	7
8/27	10	5	10	5	10	5	13	3
8/28	12	29	14	28	14	29	12	13
8/29	11	19	16	21	16	20	16	10
8/30	13	18	13	17	13	18	12	8

일자	INV1(kWh)		INV2(kWh)		INV3(kWh)		INV4(kWh)	
	시간	발전량	시간	발전량	시간	발전량	시간	발전량
8/31	09	4	09	5	09	4	08	2
9/1	12	11	13	11	12	11	12	5
9/2	13	27	13	25	11	25	13	12
9/3	13	38	14	39	14	38	14	18
9/4	13	38	13	37	13	37	13	17
9/5	12	34	12	34	12	34	12	16
9/6	11	24	11	23	11	23	11	11
9/7	13	6	12	5	12	5	12	3
9/8	14	35	14	35	14	34	14	16
9/9	13	38	13	38	13	37	13	17
9/10	14	35	14	35	14	34	14	16
9/11	13	36	14	36	14	35	13	16
9/12	12	38	13	37	14	37	12	17
9/13	14	36	14	36	14	35	14	17
9/14	13	39	14	39	13	37	13	17
9/15	12	37	12	36	12	36	12	16
9/16	12	35	12	35	12	34	12	16
9/17	13	39	13	39	13	37	12	17
9/18	12	35	12	35	14	34	14	16
9/19	14	27	14	26	14	27	14	12
9/20	14	37	14	36	14	36	14	16
9/21	15	30	15	31	15	32	15	14
9/22	14	31	14	31	14	30	14	14
9/23	14	37	14	37	14	36	14	17
9/24	13	39	13	38	13	38	13	18
9/25	11	13	11	12	11	13	11	7
9/26	13	32	13	31	13	31	12	14
9/27	11	35	11	34	11	34	11	16
9/28	11	18	11	17	11	17	11	8
9/29	14	8	14	7	14	7	14	4
9/30	13	38	13	38	12	37	13	18
평균		28.15		27.82		27.79		12.98
편차		10.23		10.43		10.09		4.62

붙임 2	KPX 실증사업 참여 발전소 내역

NO	발전소명	주 소	용 량(kW)
1	의령	경북 영양군 청기면 청기리 920-60	498.96
2	재환솔라	경북 포항시 북구 죽성리 1168-3	993.24
3	솔라테크	경기 화성시 버들로 985-4 A동	861.3
4	이가네솔라	경북 문경시 영순면 말응리 137-1	950.76
5	이티에이치	경남 하동군 고전면 성천리 산130	999.32
6	경남스틸창원	경남 창원시 성산구 응남동 61-46	979.2
7	정안그린	경남 하동군 고전면 성천리 산33	993.6
8	썬플라워	경남 하동군 고전면 성천리 234-2	993.6
9	썬웨어햇빛1호	경남 하동군 고전면 성천리 산50	999
10	구례영천에너지	전남 화순군 청풍면 대비리 산9	991.44
11	셀테크	전남 함평군 해보면 해보농공길 31	719.28
12	홍앤박1호	강원 철원군 동송읍 상노리 530-1	999.32
13	대구대학교(경산)	경북 경산리 진량읍 대구대로 201	599.76
14	혜성정밀	부산 강서구 가리새2로 43	999.6
15	성호금속 경주2공장	경북 경주시 천북면 오야리 1392	814.32
16	대창공업B	경북 경주시 문산2산단1로 70-13	612.48
17	성호이엔티	경북 경주시 천분면 오야리 1390-3	555.93
18	JNK3호	충남 당진시 우강면 송산리 564-2	626.56
19	JNK2호	충남 당진시 우강면 송산리 554-4	816.64
20	JNK1호	충남 당진시 우강면 송산리 554-2	894.08
21	성호정공	경북 경주시 천북면 오야리 1387	806.49
22	대성메탈 경주공장	경북 경주시 천북산단로 191-16	718.2
23	성호리싸이클링	경북 경주시 천북면 화산리 1180-52	610.74
24	이든테크	충남 아산시 아산밸리북로 111-11	943.36
25	말응	경북 문경시 영순면 말응리 134-1, 2	950.76
	소 계		20,927.94

붙임 3	KPX 실증사업 예측량/발전량 현황

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
11/1(월)	9	3,453.0	2,823.7	96.99%	13,812
	10	6,087.6	5,283.3	96.16%	24,350
	11	8,601.4	7,441.0	94.45%	34,406
	12	10,527.3	8,902.1	92.23%	31,582
	13	10,755.9	9,260.3	92.85%	32,268
	14	10,895.6	8,520.7	88.65%	
	15	8,935.6	6,882.3	90.19%	
	16	6,122.0	4,516.6	92.33%	18,366
11/2(화)	9	3,943.1	3,783.8	99.24%	15,772
	10	7,648.4	6,484.9	94.44%	30,594
	11	10,433.6	8,543.9	90.97%	
	12	11,739.2	9,640.6	89.97%	
	13	12,183.5	9,545.6	87.39%	
	14	11,346.5	8,324.4	85.56%	
	15	9,166.7	6,302.3	86.31%	
	16	4,921.2	3,866.3	94.96%	19,685
11/3(수)	9	3,703.4	3,738.6	99.83%	14,814
	10	7,734.2	6,468.7	93.95%	23,203
	11	10,787.7	8,544.7	89.28%	
	12	12,472.1	9,737.0	86.93%	
	13	11,714.0	9,902.8	91.34%	
	14	10,668.2	8,977.8	91.92%	
	15	7,844.5	7,155.9	96.71%	31,378
	16	5,440.9	4,572.4	95.85%	21,764
11/4(목)	9	3,613.7	3,311.0	98.55%	14,455
	10	6,945.7	5,999.5	95.48%	27,783
	11	9,658.6	8,118.7	92.64%	28,976
	12	11,441.3	9,460.5	90.53%	
	13	11,858.5	9,725.0	89.80%	

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	14	10,455.3	8,901.8	92.58%	31,366
	15	7,674.0	7,201.8	97.74%	30,696
	16	4,769.5	4,718.7	99.76%	19,078
11/5(금)	9	3,262.5	3,279.9	99.92%	13,050
	10	5,961.1	5,803.6	99.25%	23,845
	11	8,701.1	7,797.4	95.68%	34,804
	12	9,350.4	8,991.0	98.28%	37,402
	13	9,461.4	9,173.6	98.62%	37,846
	14	8,279.0	8,314.2	99.83%	33,116
	15	6,325.4	6,574.2	98.81%	25,302
	16	3,480.1	4,109.1	96.99%	13,920
11/6(토)	9	3,331.3	2,833.6	97.62%	13,325
	10	7,487.6	5,205.3	89.09%	
	11	10,166.4	7,241.3	86.02%	
	12	11,431.1	8,576.3	86.36%	
	13	11,927.6	8,840.7	85.25%	
	14	10,513.9	8,097.5	88.45%	
	15	8,865.1	6,538.8	88.88%	
	16	5,527.8	4,271.4	94.00%	16,583
11/7(일)	9	3,415.5	3,953.4	97.43%	13,662
	10	7,102.1	6,696.5	98.06%	28,408
	11	9,812.5	8,720.9	94.78%	39,250
	12	10,798.2	9,909.4	95.75%	43,193
	13	11,529.6	10,086.6	93.10%	34,589
	14	10,267.8	9,188.1	94.84%	41,071
	15	7,657.9	7,421.5	98.87%	30,632
	16	4,120.8	4,884.1	96.35%	16,483
11/8(월)	14	2,742.2	2,922.3	99.14%	10,969
	15	2,870.0	2,984.2	99.45%	11,480
	16	2,376.8	2,373.0	99.98%	9,507
11/9(화)	9	3,164.5	3,240.4	99.64%	12,658

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	10	5,323.8	5,309.0	99.93%	21,295
	11	6,912.2	6,608.4	98.55%	27,649
	12	8,369.0	7,143.6	94.14%	33,476
	13	6,874.4	6,988.3	99.46%	27,497
	14	5,031.7	6,341.6	93.74%	15,095
	15	4,843.5	5,059.3	98.97%	19,374
	16	3,151.4	3,329.1	99.15%	12,605
11/10(수)	10	3,318.7	4,226.2	95.66%	13,275
	11	5,489.7	5,425.8	99.69%	21,959
	12	5,958.5	6,105.1	99.30%	23,834
	13	4,289.7	6,190.6	90.92%	
	14	4,273.9	5,774.9	92.83%	12,822
	15	5,050.3	4,758.4	98.60%	20,201
	16	2,895.5	3,152.8	98.77%	11,582
11/11(목)	9	3,603.6	3,287.7	98.49%	14,414
	10	6,952.9	5,491.1	93.01%	20,859
	11	9,739.2	7,198.6	87.86%	
	12	9,482.0	8,146.0	93.62%	28,446
	13	8,712.2	7,878.5	96.02%	34,849
	14	5,305.7	6,814.7	92.79%	15,917
	15	3,860.8	5,331.1	92.97%	11,582
	16	2,515.2	3,563.2	94.99%	10,061
11/12(금)	9	3,889.2	3,714.9	99.17%	15,557
	10	7,564.8	6,346.6	94.18%	30,259
	11	9,693.8	8,285.7	93.27%	29,081
	12	11,317.9	9,306.9	90.39%	
	13	9,967.7	9,318.9	96.90%	39,871
	14	8,536.8	8,445.3	99.56%	34,147
	15	5,880.8	6,751.1	95.84%	23,523
	16	3,208.7	4,437.4	94.13%	12,835
11/13(토)	9	3,830.9	3,697.7	99.36%	15,323
	10	7,522.2	6,400.8	94.64%	30,089

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	11	10,504.3	8,490.9	90.38%	
	12	12,183.4	9,697.1	88.12%	
	13	12,317.4	9,745.1	87.71%	
	14	11,204.2	8,656.5	87.83%	
	15	8,579.2	6,720.8	91.12%	
	16	5,446.4	4,221.5	94.15%	21,786
11/14(일)	9	3,086.4	2,338.0	96.42%	12,346
	10	6,533.9	4,647.3	90.98%	
	11	9,389.9	6,712.5	87.21%	
	12	10,705.5	8,050.9	87.31%	
	13	10,551.8	8,238.8	88.95%	
	14	9,165.5	7,322.1	91.19%	
	15	6,827.1	5,545.6	93.88%	20,481
	16	4,050.3	3,335.3	96.58%	16,201
11/15(월)	9	3,292.8	3,329.9	99.82%	13,171
	10	6,822.6	6,142.4	96.75%	27,290
	11	10,138.2	8,310.4	91.27%	
	12	11,205.8	9,547.5	92.08%	33,617
	13	11,686.4	9,622.8	90.14%	
	14	9,617.9	8,527.6	94.79%	38,472
	15	6,676.8	6,503.5	99.17%	26,707
	16	4,351.9	3,820.3	97.46%	17,408
11/16(화)	9	3,220.9	3,300.0	99.62%	12,884
	10	6,825.7	6,115.8	96.61%	27,303
	11	9,800.6	8,271.6	92.69%	29,402
	12	11,289.0	9,518.2	91.54%	
	13	11,079.9	9,804.1	93.90%	33,240
	14	10,251.9	8,998.1	94.01%	41,008
	15	8,214.6	7,266.2	95.47%	32,858
	16	5,026.4	4,728.3	98.58%	20,106
11/17(수)	9	3,493.1	4,046.7	97.35%	13,972

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	10	7,386.3	7,846.3	97.80%	29,545
	11	10,430.8	10,836.9	98.06%	41,723
	12	12,081.7	12,183.4	99.51%	48,327
	13	12,302.6	11,726.4	97.25%	49,210
	14	11,130.1	10,339.5	96.22%	44,520
	15	8,881.4	8,446.4	97.92%	35,526
	16	5,385.2	5,228.0	99.25%	21,541
11/18(금)	9	2,886.9	2,445.8	97.89%	11,548
	10	6,067.6	5,127.3	95.51%	24,270
	11	8,720.7	7,540.3	94.36%	34,883
	12	10,028.6	8,811.3	94.18%	40,115
	13	9,976.2	8,607.7	93.46%	29,929
	14	9,332.1	7,376.1	90.65%	
	15	7,436.8	5,659.3	91.51%	
	16	4,732.4	3,188.2	92.62%	14,197
11/19(토)	9	2,895.6	2,092.6	96.16%	11,582
	10	5,594.4	4,532.4	94.93%	22,378
	11	8,116.2	6,902.4	94.20%	32,465
	12	10,063.8	8,293.3	91.54%	
	13	10,490.0	8,410.6	90.06%	
	14	9,676.2	7,539.9	89.79%	
	15	7,677.3	6,076.8	92.35%	23,032
	16	4,640.0	3,573.6	94.90%	18,560
11/20(일)	9	2,092.9	2,363.6	98.71%	8,371
	10	4,521.6	5,193.6	96.79%	18,086
	11	6,733.7	7,753.8	95.13%	26,935
	12	8,210.8	9,101.3	95.74%	32,843
	13	9,351.5	8,942.9	98.05%	37,406
	14	8,941.4	7,826.6	94.67%	35,765
	15	7,116.8	6,278.6	95.99%	28,467
	16	4,426.4	3,659.1	96.33%	17,706

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
11/21(월)	10	2,833.0	2,468.1	98.26%	11,332
	11	4,864.5	3,877.2	95.28%	19,458
	12	5,694.7	4,604.5	94.79%	22,779
	13	5,524.8	4,645.9	95.80%	22,099
	14	4,296.9	4,206.3	99.57%	17,188
	15	2,785.0	3,262.8	97.72%	11,140
11/22(화)	10	3,582.8	4,647.4	94.91%	14,331
	11	4,807.7	7,057.9	89.25%	
	12	6,231.2	8,470.8	89.30%	
	13	6,306.4	8,629.9	88.90%	
	14	5,758.4	7,825.8	90.12%	
	15	6,005.2	6,438.6	97.93%	24,021
	16	3,508.9	3,915.5	98.06%	14,036
11/23(수)	9	3,019.6	2,856.1	99.22%	12,078
	10	6,232.9	5,447.9	96.25%	24,932
	11	8,810.2	7,488.8	93.69%	26,431
	12	8,829.3	8,356.7	97.74%	35,317
	13	8,613.3	7,921.9	96.70%	34,453
	14	7,232.1	6,732.8	97.61%	28,928
	15	4,759.2	5,205.7	97.87%	19,037
	16	2,947.4	3,123.0	99.16%	11,789
11/24(목)	9	2,604.1	2,169.5	97.92%	10,417
	10	5,170.9	4,819.3	98.32%	20,684
	11	7,521.3	7,240.9	98.66%	30,085
	12	8,539.7	8,567.0	99.87%	34,159
	13	8,740.6	8,545.9	99.07%	34,962
	14	8,074.5	7,615.1	97.81%	32,298
	15	6,521.5	6,225.2	98.58%	26,086
	16	4,059.1	3,913.2	99.30%	16,237
11/25(금)	9	2,398.9	2,216.5	99.13%	9,595
	10	5,525.9	5,342.2	99.12%	22,103
	11	8,078.0	8,250.0	99.18%	32,312

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	12	9,303.2	9,857.6	97.35%	37,213
	13	10,919.6	10,015.0	95.68%	43,678
	14	9,612.2	9,143.8	97.76%	38,449
	15	8,186.1	7,694.5	97.65%	32,744
	16	5,041.6	4,878.2	99.22%	20,166
11/26(토)	9	3,085.4	3,775.7	96.70%	12,341
	10	6,900.3	7,394.8	97.64%	27,601
	11	10,091.3	10,278.5	99.11%	40,365
	12	12,034.5	11,630.3	98.07%	48,138
	13	12,486.2	11,333.4	94.49%	49,945
	14	11,498.7	9,953.8	92.62%	34,496
	15	8,803.1	8,088.0	96.58%	35,212
	16	5,040.3	4,981.9	99.72%	20,161
11/27(일)	9	3,010.8	3,681.6	96.79%	12,043
	10	6,794.1	7,340.2	97.39%	27,177
	11	10,065.7	10,289.0	98.93%	40,263
	12	11,987.4	11,707.7	98.66%	47,949
	13	12,473.9	11,456.1	95.14%	49,896
	14	11,651.7	10,146.2	92.81%	34,955
	15	9,387.8	8,322.6	94.91%	37,551
	16	5,867.4	5,275.5	97.17%	23,470
11/28(월)	9	3,019.8	3,485.7	97.77%	12,079
	10	6,815.2	7,014.3	99.05%	27,261
	11	9,918.5	9,859.6	99.72%	39,674
	12	11,709.0	11,135.4	97.26%	46,836
	13	11,975.2	10,757.3	94.18%	47,901
	14	11,048.5	9,197.3	91.15%	
	15	8,283.3	7,225.4	94.94%	33,133
	16	4,478.5	4,170.9	98.53%	17,914
11/29(화)	9	2,750.8	2,575.0	99.16%	11,003
	10	5,886.0	5,635.2	98.80%	23,544

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	11	8,615.5	8,292.2	98.46%	34,462
	12	10,526.5	9,795.3	96.51%	42,106
	13	11,223.9	9,902.1	93.68%	33,672
	14	10,852.7	8,932.8	90.83%	
	15	8,717.9	7,354.7	93.49%	26,154
	16	4,832.8	4,614.9	98.96%	19,331
12/1(수)	9	4,372.6	2,957.9	93.24%	13,118
	10	11,643.9	6,264.5	74.29%	
	11	17,668.6	8,907.7	58.13%	
	12	21,940.4	10,147.2	43.64%	
	13	22,301.7	9,859.4	40.54%	
	14	21,224.3	8,607.6	39.71%	
	15	16,842.5	6,900.4	52.49%	
	16	10,563.1	4,167.8	69.44%	
	17	2,831.0	1,403.0	93.18%	8,493
12/2(목)	9	5,203.4	3,131.2	90.10%	
	10	12,693.7	6,541.0	70.60%	
	11	18,549.1	9,397.6	56.27%	
	12	22,014.9	10,709.5	45.97%	
	13	22,702.6	10,231.3	40.40%	
	14	19,731.4	8,772.5	47.63%	
	15	15,402.0	6,891.3	59.33%	
	16	9,037.4	4,041.1	76.12%	
	17	2,353.9	1,260.1	94.77%	9,416
12/3(금)	10	4,636.1	4,944.6	98.53%	18,544
	11	8,279.2	7,819.8	97.80%	33,117
	12	10,716.8	9,309.1	93.27%	32,150
	13	10,697.7	9,432.9	93.96%	32,093
	14	9,452.5	8,725.9	96.53%	37,810
	15	7,126.5	7,473.8	98.34%	28,506
	16	4,200.6	4,742.4	97.41%	16,802

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
12/4(토)	9	2,523.3	2,165.1	98.29%	10,093
	10	5,552.8	4,943.0	97.09%	22,211
	11	8,056.6	7,457.5	97.14%	32,227
	12	9,848.5	8,725.9	94.64%	39,394
	13	8,895.5	8,817.2	99.63%	35,582
	14	8,399.3	8,054.9	98.35%	33,597
	15	6,405.4	6,709.7	98.55%	25,621
	16	3,532.6	4,213.5	96.75%	14,130
12/5(일)	9	2,457.8	3,022.1	97.30%	9,831
	10	6,322.4	6,602.9	98.66%	25,289
	11	9,594.5	9,459.2	99.35%	38,378
	12	10,984.1	10,894.4	99.57%	43,936
	13	11,730.3	10,754.5	95.34%	46,921
	14	10,275.6	9,552.3	96.54%	41,102
	15	8,240.1	7,831.7	98.05%	32,960
	16	4,896.0	4,887.8	99.96%	19,584
12/6(월)	9	2,147.1	2,834.4	96.72%	8,589
	10	5,455.9	6,299.5	95.97%	21,823
	11	8,397.7	9,072.5	96.78%	33,591
	12	10,733.7	10,428.9	98.54%	42,935
	13	10,898.2	10,155.2	96.45%	43,593
	14	9,574.2	8,828.6	96.44%	38,297
	15	6,711.9	7,077.8	98.25%	26,847
	16	4,374.0	4,132.6	98.85%	17,496
12/7(화)	10	5,233.5	5,079.4	99.26%	20,934
	11	8,581.9	7,762.5	96.08%	34,328
	12	10,873.7	9,195.9	91.98%	
	13	11,003.2	9,115.8	90.98%	
	14	10,204.7	7,973.9	89.34%	
	15	7,613.3	6,267.1	93.57%	22,840
	16	4,783.2	3,574.3	94.22%	19,133
12/8(수)	10	5,096.4	5,874.8	96.28%	20,386

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	11	8,609.5	8,723.8	99.45%	34,438
	12	10,982.8	10,180.6	96.17%	43,931
	13	12,064.1	10,118.8	90.70%	
	14	11,582.6	9,082.0	88.05%	
	15	9,456.7	7,487.8	90.59%	
	16	5,730.2	4,619.4	94.69%	22,921
12/9(목)	10	4,654.3	4,375.5	98.67%	18,617
	11	6,179.8	6,528.9	98.33%	24,719
	12	6,792.1	7,558.9	96.34%	27,168
	13	6,616.9	7,032.7	98.01%	26,468
	14	4,614.1	5,584.8	95.36%	18,456
	15	3,613.7	4,005.1	98.13%	14,455
12/10(금)	10	3,930.5	4,556.0	97.01%	15,722
	11	4,793.5	6,972.7	89.59%	
	12	5,473.5	8,363.2	86.19%	
	13	6,219.1	8,351.9	89.81%	
	14	5,932.0	7,401.0	92.98%	17,796
	15	4,149.2	5,895.4	91.66%	
	16	2,506.2	3,408.2	95.69%	10,025
12/11(토)	10	4,257.0	2,948.3	93.75%	12,771
	11	6,645.5	5,142.6	92.82%	19,937
	12	8,324.5	6,559.4	91.57%	
	13	8,397.2	6,692.9	91.86%	
	14	7,904.9	5,905.7	90.45%	
	15	6,563.3	4,632.8	90.77%	
	16	3,723.5	2,564.8	94.46%	14,894
12/12(일)	10	3,000.9	3,883.0	95.78%	12,004
	11	5,017.7	6,507.8	92.88%	15,053
	12	6,311.1	8,209.7	90.93%	
	13	6,628.0	8,546.5	90.83%	
	14	7,219.4	7,932.1	96.59%	28,878

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	15	7,341.7	6,748.3	97.16%	29,367
	16	4,579.6	4,303.2	98.68%	18,319
12/13(월)	9	2,338.8	2,952.2	97.07%	9,355
	10	6,470.2	6,687.1	98.96%	25,881
	11	10,116.7	9,707.4	98.04%	40,467
	12	12,537.3	11,272.6	93.96%	37,612
	13	13,289.8	11,179.8	89.92%	
	14	12,442.1	9,960.3	88.14%	
	15	10,150.9	8,239.2	90.86%	
	16	6,348.9	5,254.3	94.77%	25,395
12/14(화)	10	5,034.8	5,010.0	99.88%	20,139
	11	8,024.2	7,625.3	98.09%	32,097
	12	9,717.9	9,073.4	96.92%	38,871
	13	9,509.6	8,892.4	97.05%	38,039
	14	8,312.5	7,580.2	96.50%	33,250
	15	7,156.9	5,830.3	93.66%	21,471
	16	4,453.5	3,379.1	94.87%	17,814
12/15(수)	10	3,201.6	2,923.6	98.67%	12,806
	11	4,167.9	4,880.3	96.60%	16,672
	12	6,639.7	6,047.1	97.17%	26,559
	13	7,822.8	6,046.5	91.51%	
	14	7,858.6	5,225.5	87.42%	
	15	6,227.0	4,016.7	89.44%	
	16	3,552.1	2,192.2	93.50%	10,656
12/16(목)	12	3,263.8	3,449.7	99.11%	13,055
	13	4,468.0	3,290.1	94.37%	17,872
	14	5,500.5	2,737.9	86.80%	
	15	3,955.3	2,153.9	91.39%	
	16	2,431.4	2,092.6	98.38%	9,725
12/17(금)	10	5,544.7	5,683.7	99.34%	22,179
	11	8,438.8	8,645.9	99.01%	33,755

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	12	9,935.4	10,142.1	99.01%	39,742
	13	11,268.0	9,952.0	93.71%	33,804
	14	9,927.4	8,691.7	94.10%	39,710
	15	7,209.7	6,939.8	98.71%	28,839
	16	4,204.6	4,151.7	99.75%	16,818
12/18(토)	9	2,120.4	2,776.6	96.86%	8,482
	10	6,000.9	6,350.9	98.33%	24,004
	11	9,213.9	9,272.3	99.72%	36,856
	12	11,165.7	10,698.9	97.77%	44,663
	13	11,084.1	10,371.9	96.60%	44,336
	14	9,622.3	8,958.7	96.83%	38,489
	15	8,192.2	7,174.6	95.14%	32,769
	16	5,032.9	4,366.3	96.81%	20,132
12/19(일)	10	4,619.6	5,313.4	96.68%	18,478
	11	7,620.7	8,219.3	97.14%	30,483
	12	10,932.9	9,743.5	94.32%	43,731
	13	12,489.4	9,685.6	86.60%	
	14	11,502.9	8,646.7	86.35%	
	15	9,477.2	7,043.5	88.37%	
	16	6,034.1	4,331.9	91.87%	
12/20(월)	10	4,721.8	3,666.3	94.96%	18,887
	11	7,554.7	6,218.2	93.61%	22,664
	12	9,427.6	7,763.8	92.05%	28,283
	13	9,686.9	7,698.6	90.50%	
	14	8,975.4	6,539.7	88.36%	
	15	6,387.2	4,905.0	92.92%	19,162
	16	3,083.4	2,718.4	98.26%	12,334
12/21(화)	10	4,491.1	4,233.3	98.77%	17,964
	11	7,699.9	6,957.6	96.45%	30,800
	12	9,527.8	8,578.4	95.46%	38,111
	13	10,128.1	8,789.0	93.60%	30,384
	14	10,039.5	7,983.3	90.17%	

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	15	7,919.0	6,588.5	93.64%	23,757
	16	4,949.7	4,034.0	95.62%	19,799
12/22(수)	10	5,567.0	6,165.8	97.14%	22,268
	11	8,858.3	9,166.9	98.53%	35,433
	12	11,288.8	10,736.3	97.36%	45,155
	13	12,138.3	10,698.1	93.12%	36,415
	14	11,378.8	9,533.2	91.18%	
	15	9,165.8	7,857.3	93.75%	27,497
	16	5,632.2	4,928.1	96.64%	22,529
12/23(목)	10	4,825.3	5,497.8	96.79%	19,301
	11	8,119.9	8,483.1	98.26%	32,480
	12	10,508.8	10,077.0	97.94%	42,035
	13	11,302.9	10,055.3	94.04%	45,212
	14	10,633.3	8,939.5	91.91%	
	15	8,502.9	7,261.8	94.07%	34,012
	16	5,113.9	4,378.5	96.49%	20,455
12/24(금)	10	3,552.2	2,711.4	95.98%	14,209
	11	5,419.4	4,802.0	97.05%	21,677
	12	5,020.6	6,042.6	95.12%	20,082
	13	4,847.3	6,091.9	94.05%	19,389
	14	3,962.7	5,240.5	93.89%	11,888
	15	2,808.4	3,988.7	94.36%	11,233
12/25(토)	10	5,575.4	6,033.5	97.81%	22,302
	11	9,140.5	9,153.1	99.94%	36,562
	12	11,781.1	10,838.1	95.49%	47,124
	13	12,618.3	10,885.3	91.72%	
	14	11,857.1	9,866.1	90.49%	
	15	9,904.2	8,324.5	92.45%	29,712
	16	5,939.9	5,408.2	97.46%	23,760
12/26(일)	10	5,221.9	6,100.2	95.80%	20,887
	11	8,415.8	9,257.9	95.98%	33,663

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	12	10,796.4	10,996.3	99.04%	43,186
	13	11,925.6	10,976.3	95.46%	47,702
	14	11,511.0	9,872.7	92.17%	34,533
	15	9,359.2	8,265.3	94.77%	37,437
	16	5,949.3	5,332.7	97.05%	23,797
12/27(월)	10	5,099.0	5,481.3	98.17%	20,396
	11	8,234.8	8,386.9	99.27%	32,939
	12	10,501.0	9,975.6	97.49%	42,004
	13	11,593.0	9,992.1	92.35%	34,779
	14	9,633.4	8,898.2	96.49%	38,534
	15	7,536.3	7,294.8	98.85%	30,145
	16	4,125.4	4,525.6	98.09%	16,501
12/28(화)	10	4,169.9	5,414.3	94.05%	16,680
	11	6,824.8	8,496.5	92.01%	20,474
	12	8,140.3	10,177.1	90.27%	
	13	8,745.6	10,155.7	93.26%	26,237
	14	7,375.3	8,891.3	92.76%	22,126
	15	5,080.9	7,040.2	90.64%	
	16	2,969.6	4,099.3	94.60%	11,879
12/29(수)	10	3,592.9	3,674.3	99.61%	14,372
	11	6,096.7	6,140.6	99.79%	24,387
	12	7,150.9	7,600.6	97.85%	28,604
	13	7,708.3	7,695.1	99.94%	30,833
	14	7,530.6	6,761.3	96.32%	30,122
	15	5,646.2	5,283.6	98.27%	22,585
	16	2,476.9	2,964.8	97.67%	9,907
12/30(목)	10	5,497.1	5,583.9	99.59%	21,988
	11	9,154.8	8,584.3	97.27%	36,619
	12	11,109.9	10,174.3	95.53%	44,440
	13	11,517.2	9,934.7	92.44%	34,552
	14	10,021.7	8,486.1	92.66%	30,065

일 자	시간	발전량	예측량	정확도	정산금
	15	7,485.1	6,647.3	96.00%	29,940
	16	3,321.9	3,894.1	97.27%	13,288
12/31(금)	10	5,041.9	6,303.7	93.97%	15,126
	11	8,290.2	9,447.8	94.47%	33,161
	12	11,279.7	11,168.8	99.47%	45,119
	13	12,983.8	11,254.3	91.74%	
	14	12,432.4	10,224.8	89.45%	
	15	10,391.6	8,653.9	91.70%	
	16	6,932.6	5,714.0	94.18%	27,730
	17	2,354.1	2,332.9	99.90%	9,416

붙임 4	2022년 발전량 예측제도 참여실적

월	발전 예측 정확도		발전량 (MWh)	정산금		
	정확도(%)	오차율(%)		공급가(원)	세액(원)	총액(원)
1월	91.35	8.65	1,990.061	4,305,652	430,565	4,736,217
2월	93.72	6.28	2,287.611	5,217,756	521,776	5,739,532
3월	93.32	6.68	2,341.017	6,033,967	603,397	6,637,364
4월	93.15	6.85	2,932.489	6,795,745	679,575	7,475,320
5월	93.47	6.53	3,442.005	8,951,951	895,195	9,847,146
6월	90.38	9.62	2,426.605	3,859,922	385,992	4,245,914
7월	93.10	6.90	2,304.850	5,350,840	535,084	5,885,924
합계			17,724.638	40,515,833	4,051,583	44,567,416
평균	92.64	7.36	2,532.091	5,787,976	578,798	6,366,774

참 고 문 헌

[1] IEA World Energy Outlook 2020 p17

[2] 제9차 전력수급 기본계획 (산업통상자원부 p11)

[3] NDC 기준년도 자료

[4] 정부 탄소중립 시나리오 초안 ('21.8)

[5] 발전설비 연료원별 현황 (전력기금사업단)

[6] 4th International Conference on Advance in Energy Research 2013, ICAER

[7] 연합뉴스 4.11 "한전, 현대엘리베이터와 재생에너지 제3자 거래 최초 계약"

[8] 전기저널, 한국형 RE100 도입 1년에 대한 평가('22.3.11, 에공단 신재생에너지정책실장)

[9] 한국에너지공단 신재생에너지센터

[10] IEA World Energy Outlook 2020

[11] IEA "Status of power systems transformation : advanced power flexibility" 2018.

[12] 기상예측 정보를 이용한 태양광 배터리 하이브리드 시스템 운영 알고리즘(2012.7.18. 전남대학교, 셋방전지)

[13] 태양광 발전 단기예측모델 개발(2013, 김광득)

[14] 태양광 발전을 위한 발전량 예측모델 분석(2014 송재주)

[15] 제한적인 환경에서 현재 기온 데이터에 기반한 태양광 발전예측 모델 개발(2016, 이현진)

[16] 발전량 예측모델 기반의 태양광 모니터링 시스템 고장예측(2018 홍익대학교)

[17] 기상위성을 이용한 태양광 발전 일사량 예측(2018 김일주, 이송근)

[18] 태양광발전을 위한 발전량 예측모델 분석('14.12.3 송재주)

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

[20] Eungbean Lee on August 26, 2018, Multi Layer Perceptron 에 관하여

[21] Leo Breiman(2001) "Random Forest (Http://statistics.verkeley.edu/sites/default/files,reports/421.pdf7

A Study on Improving the Prediction Model of Solar Power Generation

Ju-Hyun UM
Deparkmant Applied Engineering
The Graduate School
Seoul National University

Korea's Energy-conversion to achieve Net-Zero is steadily underway. In particular, Photovoltaic-resources accounts for about 75% of new and renewable energy in Korea.

Accordingly, various system improvements are underway for KPX to establish next-day power generation plans through prediction of new and renewable energy output. Therefore, in this study, I studied the power prediction model of solar power plant using deep learning model and ensemble.

Many previous research models for power prediction of photo-voltaic power plants have been presented, but they have been focused on demonstration research in limited areas. However, as the power

prediction project of new and renewable energy is in full swing recently, an application model that can be applied to various environments and regions is needed.

This study is a "solar power prediction" study applying a deep learning model and ensemble and introduces the differences from the previous renewable energy power prediction study.

First, through Pearson correlation analysis, the most linear weather forecast was selected by weather forecast information and power generation analysis.

Second, the algorithm was selected as a random forest based ensemble model by combining the advantages of deep learning models such as XGBoost, LSTM and TCN.

Third, through module coating of hydrophilicity and hydrophobicity, the change in power generation due to environmental changes was demonstrated and through this predictive accuracy was improved.

Fourth, a plan to improve the accuracy of weather information was proposed by correcting statistical-based weather forecast errors using Markov Chain.

Finally, the O&M plan of the power plant was derived through weather information and prediction and power generation pattern analysis.

The plant to be demonstrated was carried out by KEPCO SOLAR, a solar power SPC of KEPCO, and was selected as a qualified

business operator by participating in the KPX power prediction demonstration project, and its average accuracy is 92~93%.

In the future, the renewable energy power market system is improving a lot, so it is believed that this research case will be a way to maximize the profits of solar power generation operators.

Key words: solar power output prediction, deep learning, ensemble, weather information correction, module coating

Student Number : 2021-27137