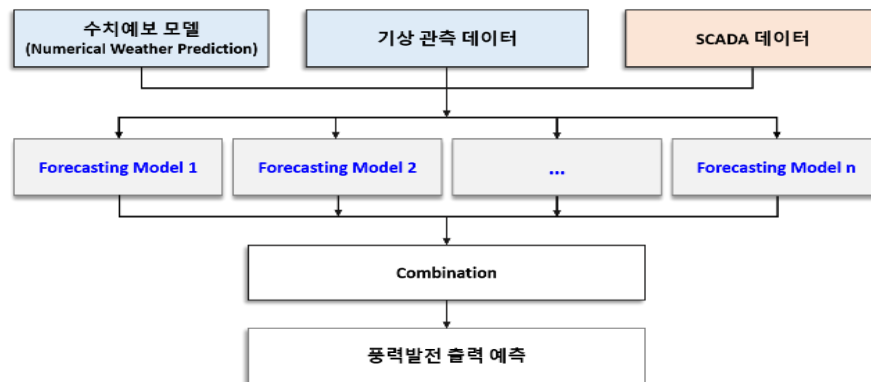


Outlook of Prediction of Renewable Energy Source Output and its Development Direction

재생에너지 출력예측 최신 동향 및 개발 방향

Jin Hur
 허진



[앙상블(Ensemble) 기반 풍력발전 출력예측 모형 개념도]

재생에너지 발전량의 변화는 전력품질 및 전력계통의 안정성을 저하시키는 요소이기 때문에 정확한 발전량의 예측은 필수적이다. 특히, 신재생에너지는 시간과 공간적 특성에 따라 변동성이 심하고, 불확실성이 큰 자원이기 때문에 예측기반의 계통운영 시나리오를 수립하여 신재생에너지 출력예측과 실시간 계통안전도 평가가 수행되어야 한다. 또한, 대규모의 신재생에너지 수용이 예상됨에 따라 계통안전도를 저하시키지 않기 위해서는 전력계통 보강이 수행되어야 하며, 경제적인 계통보강이 이루어지기 위해서는 신재생에너지원별 및 지역적인 특성을 고려한 신재생에너지의 입지 예측이 선행되어야 한다 [1]. 본 고에서는 단기와 장기에 대한 풍력 및 태양광 발전 출력예측 모형이 적용된 해외 사례를 분석하고, 출력예측 향상을 위한 알고리즘 개발 방향을 살펴본다.

I. 풍력발전 출력예측 동향 [2]

북미 전력계통 운영기관, 전력회사, 풍력회사의 단기 풍력발전 예측 모형에 대해 살펴본다. 먼저 북미 서부지역의 전력계통

운영기관 및 전력회사의 풍력발전 예측을 위한 데이터 수집 현황을 분석하고, 해당 데이터를 기반으로 어떤 유형의 풍력발전 예측 모형을 적용하고 있는지를 분석하였다. 풍력회사의 경우 Vaisala의 자회사로 풍력발전 예측 서비스를 제공하고 있는 3TIER의 사례를 분석하였다. 미국 SPSC(State-Provincial Steering Committee)에서는 풍력발전을 포함한 변동성전원의 연계 비용을 최소화할 수 있는 방안을 탐색하였으며, 주요 방안으로 변동성 전원에 대한 예측 기술을 향상시키고자 하였다. 미국 서부 지역의 13개 전력계통 운영기관 및 전력회사가 변동성 전원 예측 프로젝트에 참여하였으며, 각 기관별 운영현황은 TABLE 1과 같다. 태양광 발전설비만을 보유하고 있는 SMUD(Sacramento Municipal Utility District)를 제외한 나머지 운영기관 및 전력회사에서는 모두 일정량 이상의 풍력 발전설비를 보유하고 있다. TABLE 1에 SPSC 변동성전원 예측 프로젝트 참여 기관을 요약하였다. 13개의 전력계통 운영기관 및 전력회사에서는 단기 풍력발전 예측을 위해 기상 데이터를 활용하고 있으며, 이를 취득하기 위해 MET tower(기상측정 타워) 또는 발전단지 단위의 측정센서를 설치하고 있다.



저자 허진 | 이화여자대학교 엘텍공과대학 기후에너지시스템공학과

허진 교수는 이화여자대학교 엘텍공과대학 기후에너지시스템공학과 부교수로 재직 중이다. 고려대학교에서 전기공학 학사 및 석사 학위, Univ. of Texas at Austin에서 전기공학 박사 학위를 취득하였으며, 1999년부터 2006년까지 한국전기연구원(KERI)에서 연구원, 2012년부터 2013년까지 Energy Exemplar LLC (California, USA)에서 Power System Engineer로 재직했다. 재생에너지 출력예측 및 전력계통 연계를 중심으로 강의/연구를 진행하고 있다.

TABLE 1
SPSC 변동성전원 예측 프로젝트 참여 기관

참여 기관명	평균 전력수요 (MW)	풍력발전 설비용량 (MW)	태양광발전 설비용량 (MW)
Alberta Electric System Operator (AESO)	8,604	1,088	0
Arizona Public Service (APS)	4,500	290	481
Bonneville Power Administration (BPA)	6,000	4,516	6
California Independent System Operator (CAISO)	21,579-35,781	5,660	3,263
Glacier Wind	N/A	399	0
Idaho Power Co. (Idaho Power)	1,759	669	2-3
Pacific Gas & Electric (PG&E)	18,707	CAISO 내 포함	CAISO 내 포함
Portland General Electric (PGE)	2,140	550	2
Puget Sound Electric (PSE)	4,328	823	0.5
Sacramento Municipal Utility District (SMUD)	1,200	0	150
Southern California Edison (SCE)	13,000	CAISO 내 포함	CAISO 내 포함
Turlock Irrigation District (Turlock)	245-336	BPA 내 포함	3
Xcel Energy	4,000	2,215	390+
총 량	-	16,210	4,297.5

TABLE 2
기관별 기상 데이터 측정을 위한 적용 설비 현황

참여 기관명	Met Tower 설치 여부	발전단지 측정센서	비고
AESO	○	-	최소 2개 이상의 풍력터빈 높이의 Met tower
APS	○	○	-
BPA	○	○	풍력발전단지 1개당 1개의 Met tower 80m 높이의 풍력터빈 Nacelle의 측정 데이터
CAISO	○	○	최소 2개 이상의 풍력터빈 높이의 Met tower
Glacier Wind	○	○	On/off-site Met tower 개별 터빈별 측정 데이터 적용
Idaho Power	○	-	-
PG&E	○	-	-
PGE	○	-	Met tower를 적용하고 있으나, 풍력터빈 높이가 달라 스케일 조정 중
SMUD	-	-	-
SCE	○	○	풍력설비 용량 50MW 당 1개의 Met tower
Turlock	○	○	2개의 Met tower 운영 중
Xcel Energy	○	○	-

각 기관별 기상 데이터 취득을 위해 도입하고 있는 설비 현황은 **TABLE 2**와 같다. 대부분의 기관에서는 Met tower를 이용하고 있으며, 발전단지 내 측정센서를 설치하여 추가적으로 현장(on-site)의 기상 데이터를 수집하고 있는 것으로 분석되었다.

TABLE 3
기관별 단기 풍력예측을 위한 데이터의 유형

참여 기관명	풍속, 풍향	온도	기압	터빈 위치	터빈 출력	이용률	고장율	파워 커브
AESO	○	○	○	○	○	○	○	○
APS	○	○	○	○	○	○	○*	○
BPA	○	○	○	○	○	○*	○*	-
CAISO	○	○	○	○	○	○*	-	△
Glacier Wind	○	○	○	○	○	○	○	○
Idaho Power	○	○	○	○	○	○	○	△
PG&E	○	○	○	○	○	○	○	○
PGE	○	○	○	○	○	○	○	○
SMUD	○	○	○	○	○	○*	-	-
SCE	○	○	○	○	○	○	○	○
Turlock	○	○	○	○	○	○	○	○
Xcel Energy	○	○	-	○	○	○	○	○*

또한, 풍력터빈 높이의 Met tower 제원을 요구하고 있으나, 그렇지 못할 경우 추가적인 스케일 조정을 수행하고 있는 것을 알 수 있다.

북미지역 전력계통 운영기관 및 전력회사에서 풍력발전예측을 위해 수집하고 있는 데이터의 종류는 **TABLE 3**과 같다. 입력 데이터는 기본적으로 1개의 풍력터빈에 대해서 측정하고 있으며, 데이터 유형 및 기관에 따라 일부는 발전단지 단위로 측정하고 있으며, 이를 0*를 통해 표기하였다. 13개의 기관이 이용하고 있는 데이터의 유형이 매우 유사함을 알 수 있다. 풍속, 풍향, 온도, 기압 등 일반적인 기상 데이터에 대해서는 거의 모든 기관이 수집하고 있는 것을 확인할 수 있고 터빈 위치는 풍력발전단지의 위도, 경도 등 지리적인 데이터를 의미하며, 이용률(availability)은 풍력터빈의 설비용량 대비 평균 출력 수준을 의미한다. 파워 커브(Power curve)의 경우 풍력터빈 제조사에서 제공하는 풍속에 따른 풍력터빈의 전기적 출력을 의미한다. 다만 일부 기관에서는 측정된 출력 데이터를 기반으로 파워 커브를 추정하여 이용하고 있으며, 이 기관의 경우 △*로 표기하였다.

13개 전력계통 운영기관 및 전력회사는 풍력발전 예측 기법의 최소 적용 단위를 개별 발전단지로 지정하고 있다. 즉, 예측 모형을 통해 최종적으로는 풍력발전단지별 출력 예측 값이 도출된다.

TABLE 4는 13개 기관별 단기 예측을 위해 적용 중인 예측 모델의 유형을 나타낸다. 대부분의 기관에서는 Persistence 모델, 수치예보모델(Numerical Weather Prediction model), 통계기반의 모델을 이용하고 있는 것으로 분석되었다. 구체적인 예측 모델에 대해서는 언급되지 않았지만, 대부분의 경우 수치예보모델에서 도출되는 풍속 예측 값을 활용하여 파워 커브에 적용하거나 통계기반의 모델에 적용하는 것을 알 수 있다. Persistence 모델은 현재 값을 다음 시점의 미래 예측 값으로 이용하는 가장 단순한 예측 모델로, 변동성이 적은 지역에 대한 예측, 초단기 또는 실시간 예측, 예측 모델의 성능평가를 위한 기준 모델(reference model)로 많이 이용된다. 기상예지모델(Weather situational model)은 수치예보모델과는 달리 태풍, 허리케인 등 급격한 기상이변에 대한 예측을 수행한다. 풍력터빈의 경우 기상이변 발생 시 기계적 고장발생을 대비하여 운영을 중단하기 때문에 7개의 기관에서 이에 대한 예측 모델을 이용하고 있다. Ramp 모델은 풍력발전의 변동성에 대한

TABLE 4
기관별 적용 중인 예측 모델의 유형

참여 기관명	Persistence	수치예보 모델	통계기반 모델	기상예지	Ramp
AESO	-	○	○	-	-
APS	○	○	○	○	○
BPA	○	○	○	○	-
CAISO	○	○	○	○	도입예정
Glacier Wind	○	○	○	○	○
Idaho Power	○	○	○	-	-
PG&E	○	○	○	-	-
PGE	○	○	○	-	-
PSE	○	○	○	○	-
SMUD	○	○	○	○	-
SCE	○	○	○	○	검토 중
Turlock	○	-	○	-	-
Xcel Energy	○	○	○	-	-

TABLE 5
기관별 확률론적 예측 모델 도입 여부

참여 기관명	앙상블 모델 적용여부	신뢰수준 적용여부	적용 중인 신뢰수준 (%)	비고
AESO	○	○	10, 90	13개 앙상블 멤버
APS	○	-	-	-
BPA	△	○	-	Super forecast
CAISO	○	도입 예정	90	-
Glacier Wind	○	○	-	제3자 제공 값 이용
Idaho Power	○	도입 예정	-	풍속예측 모델 4개 (가중치 동일)
PG&E	도입 예정	○	90	-
PGE	○	○	90	-
PSE	도입 예정	○	80	-
SMUD	검토 중	○	80	-
SCE	○	○	10 단위	제3자 제공 값 이용
Turlock	○	○	80	-
Xcel Energy	-	○	75	-

TABLE 6
기관별 풍력발전 예측오차 수준

참여 기관명	2011년기준	2013년기준
AESO	2010년1월부터의평균예측오차 하루전MAPE13%	2010년1월부터의평균예측오차 하루전MAPE123% 2시간전MAPE7%
CAISO	하루전평균오차MAE15%이내(풍력)	하루전평균오차MAE10%이내(풍력) 하루전평균오차MAE3%이내(태양광)
Glacier Wind	1시간전오차: Persistence대비MAE10%향상	1시간전오차: Persistence대비MAE20.25%향상
Idaho Power	2011년4월8일기준 하루전예측MAE122%	하루전예측MAE13% 1시간전예측MAE69%
SCE	하루전RMSE1320%	하루전RMSE313%
Xcel Energy	-	MAE98%이내

예측을 수행하는 모델로 급격한 출력 변동 시 기존 발전기의 출력 증/감발이 요구되기 때문에, 발전기 응답성에 대한 대책 수립을 위해 이용되고 있다. 풍력발전 ramping forecasting은 최근 중요성이 증가되고 있기 때문에 CAISO 및 SCE 사에서 이를 검토 중인 것으로 분석되었다.

13개 운영기관은 위의 표에서 기술된 기존의 예측 모델 유형 뿐 아니라 확률론적 예측 모델에 대한 검토를 진행하고 있다. 확률론적 예측 모델은 예측 결과가 최종적인 예측 값(결정론적 예측) 뿐만 아니라, 예측 값에 대한 예상 범위(확률론적 예측)를 함께 도출한다. 따라서 예측의 범위의 크기를 통해 출력의 불확실성을 알 수 있기 때문에, 의사결정 시 참고할 수 있는 지표로 활용되곤 한다. 앙상블(Ensemble) 모델을 채택하고 있는 AESO를 포함한 대부분의 기관은 수치예보모델(NWP, Numerical Weather Prediction)을 통한 풍속 예측에 대해 적용하고 있다. 북미 지역의 경우 다양한 수치예보모델이 존재하며, 각 모델별 예측 값을 1개로 통합하기 위한 방법으로 이용하고 있다. Glacier Wind, SCE, BPA의 경우 제3의 기관들(third-parties)로부터 예측 값을 제공받고 있다. Glacier Wind 및 SCE의 경우 제3의 기관에서 제공한 예측 값들에 대해 앙상블 모델을 적용하고 있으며, BPA의 경우 제공받은 예측 값을 매시간 평가하여 가장 정확성이 높은 기관의 예측 값만을 적용하는 “Super forecast” 기법을 적용하고 있다. Idaho Power는 4개의 예측모델을 동일한 가중치를 적용하여 하나의 값을 도출하고 있다. PG&E(Pacific Gas & Electric) 사(社)를 포함한 2개의 기관에서도 앙상블 모델을 검토하고 있는 것을 감안할 때 대부분의 기관에서 다양한 모델 또는 예측 값을 하나로 통합할 수 있는 앙상블 모델에 대한 필요성이 높은 것으로 분석되었다. 또한 APS(Arizona Public Service)를 제외한 나머지 12개 기관에서는 신뢰수준 (Confidence Interval)에 대한 분석을 수행하고 있거나 도입할 것을 검토하고 있는 것으로 나타났다. 신뢰수준은 단일 풍력발전 예측 값에 대한 예상 출력 분포를 나타내며, 전력계통 운영자는 이 값을 통해 보다 유연성 있는 의사결정을 할 수 있게 된다.

SMUD(Sacramento Municipal Utility District)의 운영자는 신뢰수준을 통해 풍력 발전량의 불확실성의 수준을 파악하고 있다. 불확실성이 낮은 시점에 대해서는 결정론적 값을 운영 계획에 즉각적으로 적용하지만, 불확실성이 높은 시점에 대해서는 시점 별 불확실성 수준에 따라 예비력 공급에 대한 계획을 수립하고 있다.

대부분의 기관에서는 예측 모델의 오차 평가 지표로 풍력발전단지 설비용량 대비 절대평균오차(Mean Absolute Error)를 이용하고 있으며, 그 외에도 MAPE(Mean Absolute Percentage Error), RMSE(Root Mean Square Error), 편향(Bias) 수준 등을 적용하고 있다. 13개 기관 중 6개의 기관에서 공개한 예측 오차 수준은 하루 전 예측의 경우 10% 내외의 오차율을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 북미 서부지역의 13개 운영기관 및 전력회사에서 적용 중인 풍력발전 예측의 관련 현황을 분석한 결과, 기상 예측 및 통계적 모델을 기존의 모델로 이용하고 있으며 최근에는 확률론적 예측에 대한 모델 도입도 검토하고 있는 것으로 나타났다. 특히 기상 예측에 대한 정확성을 높이기 위해 Met tower, 풍력발전단지 내 측정 센서, 수치예보모델에 대한 앙상블 예측기법 등을 도입하고 있는 것을 볼 때, 기상 예측에 대한 중요성을 높게 평가하는 것으로 사료된다.

관측 기술 분야에 세계적인 기업 Vaisala는 자사의 고도화된 기상관측 시스템을 기반으로 자사 고객에게 풍력예측 서비스를 3TIER를 통해 제공하고 있다.

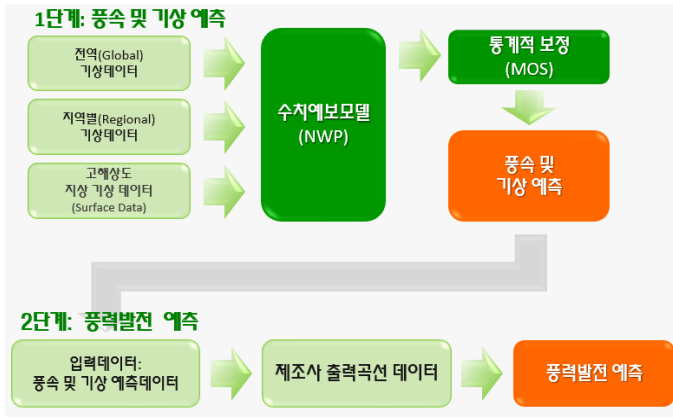


Fig. 1. 3TIER 풍력발전 예측 알고리즘.

3TIER는 Vaisala의 자회사로 현재 전력설비 관리 및 신재생 에너지 예측 서비스를 제공하고 있다. 3TIER는 물리적 방법론과 통계적 방법론을 혼합하여 예측 서비스를 제공하고 있으며, 2016년 기준 자사 홈페이지를 통해 공개된 지역(regional) 단위 풍력발전 예측 알고리즘은 Fig. 1과 같다.

Fig. 1에서 나타난 바와 같이 공간적 범위 수준에 따라 3단계로 구분하여 수치예보 모델의 입력 데이터로 활용하고 있다. 또한 수치예보모델의 격자 간격으로 인한 예측 오차 및 편향(bias) 문제를 해결하기 위해 MOS(Model Output Statistics) 기법을 적용하고 있다. MOS는 수치예보모델의 결과 값뿐만 아니라 측정된 기상데이터 또는 관측 값을 기반으로 다중선형회귀 기법을 적용하여 값을 보정하고 있다. 3TIER는 예측 값 도출을 위한 입력 데이터로 풍속과 기상 예측 데이터를 이용하고 있으며, 1시간 단위를 입력데이터의 기본 주기로 지정하여 1시간 예측(Hour-ahead forecast), 하루 전 예측(Day-ahead forecast), 1주일 전 예측(Week-ahead forecast) 서비스를 제공하고 있다. 하루 전 예측을 수행하기 위해서 84시간(3일 12시간)의 통계적 데이터를 MOS에 적용하고 있으며, 하루 4번 업데이트를 수행하여 예측 정확성을 높이고 있다. 1주일 전 예측의 경우 168시간(7일)의 통계적 데이터를 MOS에 적용하며, 주기적으로 하루 1번씩 업데이트를 수행하고 있다. 예측된 기상 데이터 및 풍속 데이터는 풍력 터빈 제조사에서 제공하는 출력곡선(power curve) 데이터를 통해 예측된다 [3].

장기 풍력발전 예측기법은 주로 1주~1년의 시간간격을 기준으로 수행되는 예측으로, 주로 풍력발전의 계통 연계에 따른 운영 비용 산정, 유지보수 계획 수립, 송전설비 보강계획 수립, 발전단지 건설여부 결정 등에 이용된다. 장기 풍력발전 출력예측[2]을 위해 사용되는 기법은 주로 NWP 모델 또는 NWP 모델과 기계학습기법을 결합한 기법이다. 또한, 풍력발전단지의 위치 데이터를 고려한 예측기법인 공간예측기법도 많이 이용되는 기법이다.

NWP 모델은 기상예측모델로, 해당 방법을 이용하여 풍력발전단지에서의 풍속을 예측하고, 이를 풍력발전기의 power curve에 적용하여 예측하는 방법이다. 또한, 기상예측모델과 함께 기계학습기법을 함께 이용하는 방법도 많이 이용되는데, 이 때 주로 이용되는 기계학습기법은 ANN(Artificial Neural Network)와 Fuzzy Logic, SVM(Support Vector Machine)기법이며, 1개 이상의 기계학습기법을 조합하여 사용하기도 한다. 공간모델링 기법의 경우, 공간적 특성을 가지고 있는 물리적 현상이나 자료 등을 분석하기 위한 모델링 기법으로, 다양한 분야에서 사용되고 있다. 공간모델링 기반의 예측 방법은 시계열 예측과는 다르게 과거의 데이터 없이 현재의 데이터와

TABLE 7
대표적인 장기예측기법 비교

구분	내용
NWP 기반 예측모델	<ul style="list-style-type: none"> 기상데이터와 풍력발전기가 설치된 장소의 환경적 특징을 반영한 수학적 모델링을 통해 풍속을 예측 예측 풍속을 발전기의 Power Curve에 적용하여 출력을 예측 많은 변수의 수학적 모델링으로 인해 예측 모델의 구성이 난해하며 과거 데이터가 충분하지 않으면 정확도가 상대적으로 떨어진다는 단점이 존재
기계학습을 적용한 NWP 기반 예측모델	<ul style="list-style-type: none"> NWP 모델을 이용한 풍속예측 수행 시 기계학습기법인 ANN, Fuzzy Logic, SVM 기법을 적용함 NWP와 동일하게 풍속을 예측하고 이를 Power Curve에 적용하여 출력예측을 수행
공간예측모델	<ul style="list-style-type: none"> 풍력발전단지 사이의 공간적 상관관계를 이용하여 예측을 수행 과거 데이터가 없어도 예측이 가능하다는 장점이 존재 풍력발전단지가 새로 건설될 것으로 예상 및 예정 시, 해당 위치에서의 풍력발전 출력 예측을 수행

위치 데이터만을 활용하여 관심 지점의 값을 예측할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 공간모델링을 적용하기 위해서는 우선적으로 목적과 관심영역, 즉, 관심변수의 표본공간으로 정의한다. 그 후 표본 공간의 자료를 수집하고, 주어진 자료들의 상관관계를 분석한다. 이 과정에서 공간적 상관관계가 확인되면, 지구 통계적 기법을 활용하여 미지의 자료 값을 예측하게 된다. 예측을 수행한 이후, 예측결과의 불확실성을 평가하며 자료통합 및 최적화를 통해 확인된 불확실성을 최소화하여야 한다. 가장 대표적인 공간모델링 기법으로는 확률 기반의 크리깅(Kriging)이 있으며, 이는 예측 지점 주위에서 측정된 자료의 값을 선형 조합하여 관심 있는 지점의 값을 예측하는 기법이다. 해당 기법은 다양한 분야에서 활용되고 있으며, 정밀도를 검증받았다. 크리깅은 지속적으로 개발이 되고 있어, 많은 종류의 크리깅이 존재하지만, 대표적으로 사용되는 크리깅은 오차분산을 최소로 하는 가중치를 구해 알려진 값들의 선형 조합을 통해 추정 값을 도출하는 단순 크리깅과, 원하는 지점에 대해 하나의 크리깅 방정식을 세워 값을 예측하는 구역 크리깅, 공간적으로 변화하는 특정한 경향을 나타내는 평균을 제거하지 않고 크리깅의 가중치를 계산하는 일반 크리깅, 두 가지 이상의 변수를 선형조합 하여 특정 지점의 값을 예측하는 공동 크리깅, 추정식이 편향되지 않도록 하며 오차분산을 최소로 하는 정규 크리깅 총 다섯 가지가 존재한다. 독일의 경우, 기상청으로부터 대규모 기상예측 모델로부터 입력데이터를 받아 물리예측모델을 적용하여 풍력발전 출력예측을 수행한다. 이 때, 지형에 대한 정보와 후류효과, 발전기 허브의 높이 등을 고려하게 된다. 예측 결과는 단일 지점에 대한 출력을 나타낸다.

II. 태양광발전 출력예측 동향 [2]

본 절에서는 미국 서부 전력회사의 태양광 발전 예측 모형에 대해 분석한다. 기존에는 전력회사들이 부하 변동이나 갑작스러운 발전기 및 송전설비 고장 등에 대한 변동성 및 불확실성을 다루었다면, 최근에는 신재생에너지가 확대되면서 기상 변동에 따른 신재생에너지 출력의 불확실성 및 변동성을 해결하기 위해 신재생에너지 출력 예측 기술을 향상시키고 있다.

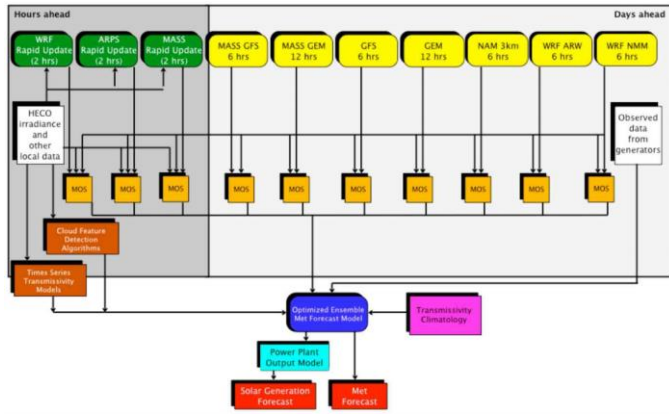


Fig. 2. HECO 태양광발전 예측 시스템 HSGFS 알고리즘

다양한 예측 기술 중 확률론적 예측 모델은 예측 결과가 최종적인 예측 값(결정론적 예측)뿐만 아니라, 예측 값에 대한 예상 범위(확률론적 예측)를 함께 도출한다. 따라서 예측의 범위의 크기를 통해 출력의 불확실성을 알 수 있기 때문에, 의사결정 시 참고할 수 있는 지표로 활용되곤 한다. 결정론적 예측 모델은 전 세계적으로 많이 이용되는 방법으로 높은 성능을 보여주는 예측 방법이다. 본 고에서는 북미 서부지역의 SPSC(State-Provincial Steering Committee)에서 신재생에너지의 연계 비용을 최소화할 수 있는 주요 방안으로 변동성 전원에 대한 예측 기술을 향상시키고자 하였다. 미국 서부 지역의 13개 전력계통 운영기관 및 전력회사가 변동성 전원 예측 프로젝트에 참여하였으며, 각 기관별 운영현황은 TABLE 8과 같다. AESO(Alberta Electric System Operator)와 Glacier Wind를 제외한 나머지 회사에서는 태양광발전 설비를 보유하고 있다.

태양광발전 출력 예측을 위해 이용 중인 데이터는 SMUD를 제외한 모든 운영 기관들은 일사량을 기본적으로 이용하고 있으며, 데이터 유형이 유사함을 알 수 있다. 참고적으로, SMUD는 확률론적 태양광발전 출력 예측 기법을 적용할 계획이다. 이외에도 필요한 기타 데이터는 TABLE 9와 같다.

미국 California에 위치하고 있는 전력회사에서 태양광발전 출력 예측에 활용하고 있는 예측 모델 유형은 4가지로 분류된다. 예측 모델 유형으로는 Persistence 모델, Total Sky Imagery 모델, Satellite Imagery 모델, NWP 모델을 사용하고 있다. Persistence 모델은 현재 값을 다음 시점의 미래 예측 값으로 사용하는 예측 모델로, 태양광 발전 출력의 최근 값을 그대로 사용하는 것이 일반적이며, 운량이 변함에 따라 예측 정확성이 급격하게 감소한다. Total Sky Imagery 모델은 실시간이나 15-30분 전 예측을 수행하며, 하늘 이미지를 가공하고 구름 추적 기법을 활용한 모델이다. 구름의 투명함, 방향, 이동속도가 일정하다고 가정하여 일사량에 대한 예측을 수행한다. Satellite Imagery는 Total Sky Imagery와 유사하며, 구름의 투과율을 이용하여 빛의 양을 계산하는 방법이다. 공간 및 시간적 해상도가 낮을수록 Total Sky Imagery 모델보다 정확성이 떨어지며, 1~5시간 예측 범위에서 정확도가 높은 예측 모델이다. NWP 모델은 5시간 이후 예측에서 가장 효과적인 예측 기법으로, 대기의 수치 동적 모델링을 통해 지역적인 구름 정보를 추정하기 때문에 확률론적으로 접근하는 방법이다. TABLE 10는 위에서 언급한 4가지 기법의 특징을 나타내고 있다.

TABLE 8
SPSC 변동성전원 예측 프로젝트 참여 기관

참여 기관명	평균 전력수요 (MW)	태양광발전 설비용량 (MW)
Alberta Electric System Operator (AESO)	8,604	0
Arizona Public Service (APS)	4,500	481
Bonneville Power Administration (BPA)	6,000	6
California Independent System Operator (CAISO)	21,579-35,781	3,263
Glacier Wind	N/A	0
Idaho Power Co. (Idaho Power)	1,759	2-3
Pacific Gas & Electric (PG&E)	18,707	CAISO 내 포함
Portland General Electric (PGE)	2,140	2
Puget Sound Electric (PSE)	4,328	0.5
Sacramento Municipal Utility District (SMUD)	1,200	150
Southern California Edison (SCE)	13,000	CAISO 내 포함
Turlock Irrigation District (Turlock)	245-336	3
Xcel Energy	4,000	390+
총 량	-	4,297.5

TABLE 9
SPSC 기관별 태양광발전 데이터 요구사항

운영 기관	일사량	기타 요구사항
APS	0	대규모 발전단지의 노화율(derate) 및 고장율 (forced outage)
CAISO	0	풍력예측 시 사용된 기상 정보 발전단지에서 측정된 일사량 발전단지의 back-panel
PGE	0	월간 또는 일간 태양광 일사량
PG & E	0	-
SMUD	-	인버터 특성 및 이용 가능한 수량 태양광 시스템 유형 (추적식/고정식)
SCE	0	이용 가능한 인버터 수 Curtailment 신호 발생이 가능한 스마트 인버터 태양광 어레이와 연계된 기상측정 센서
Xcel Energy	0	온도 / 태양광 일사량 / 발전 출력

TABLE 10
SPSC 태양광발전 예측 기법 특징

예측 기법	Sampling rate	Spatial Resolution	Spatial Extent	Suitable Forecast Horizon	Application
Persistence	High	One point	One point	Minutes	Baseline
Total Sky Imagery	30 sec	10 s to 100 meters	2-5 mile radius	10 s of minutes	Short-term ramps, Regulation
GOES Satellite Imagery	15 min	1 km	US	5 hours	Load following
NAM weather model	1 hour	12 km	US	10 days	Unit Commitment

CAISO[4]에서는 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression, SVR), 인공 신경망(Artificial Neural Network, ANN) 및 지속성(Persistence) 예측 모델을 비교하기 위해 동일한 데이터를 이용하여 어떤 방법의 예측 정확도가 높은지를 검토하였다. Persistence 모델을 활용한 예측은 데이터 중심적인 기계 학습기법과 달리, 예측 모델을 생성하기 위해 여러 가지 변수가 요구된다. 태양광 모듈의 효율을 측정하기 위한 주변온도, 모듈의 종류, 설치 용량, 시스템의 위치, 방향 및 경사에 대한 데이터가 필요하며, 모든 조건을 매개 변수화 할 수 없어 모델링에 한계가 존재하며, 변수가 각 시스템에 최적화되어 있기 때문에 다른 시스템에 적용하는 것에 문제가 발생한다. 기계학습방법은 태양광 발전 출력을 학습 및 예측하기 위해 과거 출력 및 일사량 예측데이터만이 필요하며, 비선형 데이터에 대한 분석이 가능하다. 하와이에 위치하고 있는 HECO(Hawaiian Electric Company)는 SWIFT(Solar and Wind Integration Forecast Tool)을 활용하여 분산 발전 운영을 모니터링 및 관리하고자 하였다. HECO의 태양광 발전 예측 시스템 HSGFS(HECO Solar Generation Forecast System)은 NWP 시스템과 모델 출력 통계(MOS) 모델로 구성되어 있으며, 한 시간 전 예측 모델은 MASS, ARPS, WRF의 서로 다른 NWP 모델을 기반으로 업데이트 한다. NWP 및 MOS 모델로부터 취득된 데이터는 최적화 앙상블 모델로 입력되어 가중치에 따라 적용된다. 이후, 태양광 발전 단지 출력 모델을 활용하여 태양광 발전 예측이 **Fig. 2**와 같이 수행된다.

본 고에서는 북미지역의 풍력 및 태양광 출력예측 시스템 현황 및 예측 알고리즘 동향을 살펴보았다.

신재생에너지의 출력예측 알고리즘은 어느 특정한 강력한 알고리즘에 의존하기 보다는 여러가지 개별 알고리즘을 앙상블(Ensemble) 형태로 구현하여 전력회사들이 활용하고 있다. 신재생 발전원의 출력예측은 기상모형을 기반으로 하고 있기 때문에 고도화된 수치예보모델(NWP) 개발이 필요하며, 특히 인공위성을 활용한 고도화된 기상예측모형의 활용도 검토되어야 한다. 또한 신재생 에너지의 변동성 및 불확실성의 특성을 고려한 유연한 전력계통 운영 및 계획을 위해 확률론적 출력예측 기법 구현이 필요하다.

감사의 글

본 자료작성에 조언을 해 주신 한전 전력연구원 융복합프로젝트연구소 신재생연계연구팀 박상호 책임연구원님, 최순호 선임연구원님, 백자현 연구원님께 감사드립니다.

References

- [1] Y. H. Wan, Long-Term Wind Power Variability, NREL, 2012
- [2] R. Widiss, K. Porter, "A Review of Variable Generation Forecasting in the West", NREL/SR-6A20-61035, 2014
- [3] Xiaochen Wang, Peng Guo, Xiaobin Huang, "A Review of Wind Power Forecasting Models", Energy Procedia, 2011
- [4] "California Renewable Energy Forecasting, Resource Data, and Mapping", California Energy Commission, 2012.