

데이터 퓨전과 확률적 바람 모델을 이용한 풍력 발전량 예측 방법

김민호, 임정택, 함경선, 김태형

한국전자기술연구원

idencare@gmail.com, jtilim@keti.re.kr, ksham@keti.re.kr, thkim@keti.re.kr

Wind power generation prediction method using data fusion and stochastic wind model

Minho Kim, Jeongtaek Lim, Kyung Sun Ham and Taehyoung Kim

Korea Electronics Technology Institute

요약

본 논문은 바람 생성 모델과 기상수치예보(Numerical weather prediction, NWP) 모델 데이터를 기반으로 하는 데이터 퓨전 기술을 사용하여 다음날의 풍력발전량을 예측하는 방법을 제안 하였다. 풍력발전기의 생산량 예측은 신재생 에너지의 중요한 부분으로 부상하고 있다. 이는 전력 공급 안정성을 유지하는 데 필수적인 역할을 하고 있으며, 풍력발전기는 바람의 영향을 크게 받기 때문에 미래 기상 조건을 예측하는 것이 핵심적이다. 이를 위해 기상수치예보 모델이 활용되어 왔으며, 현재까지 기상수치예보 모델은 물리학적 기반에서 가장 정확한 모델 중 하나이다. 그러나 이 모델은 풍력발전기의 생산량에 가장 큰 영향을 미치는 바람에 대한 정보로 최대풍속 값만을 제공하는 한계가 있다. 이를 극복하기 위해 특정 발전 사이트의 과거 바람 데이터를 기반으로 바람 생성에 대한 확률적 모델링을 수행하고, 이 정보를 최대풍속 값과 결합하여 더 정확한 다음날의 바람 확률 분포를 도출할 수 있다. 이를 통해 확률적 생산량 예측이 가능해지며, 풍력발전의 효율적 운영을 지원할 수 있다.

I. 서론

본 논문에서는 데이터 기반의 확률적 바람 생성 모델과 기상수치예보(NWP) 모델의 데이터를 데이터 퓨전 기술을 사용하여 정확한 미래 풍속을 예측 함으로써 더 정확한 풍력 발전량 예측을 할 수 있는 방법을 제안 한다. 확률적 바람 생성 모델의 경우 풍력 발전 단지의 과거 실측 풍속 데이터를 활용하여 모델링하며 해당 모델을 통해 예측한 미래 풍속 정보와 최대풍속 정보가 제공되는 NWP 데이터 정보를 데이터 퓨전 기술을 사용하여 더 정확한 다음 날 풍속 데이터를 획득하여 이를 바탕으로 정확한 다음날 풍력 발전량을 예측하는 방법을 제안한다.

II. 본론

● 바람 생성 모델

바람 생성 모델의 경우 풍속의 저주파수 성분 (v_{main} [m/s])과 진폭이 작은 랜덤성 난류 성분 (v_{tur} [m/s]) 으로 나눌 수 있다. v_{main} 은 위상과 진폭이 다양한 유한개의 사인(sine)함수로 모델링을 진행한다. 사인함수의 주파수들은 장기간의 풍속 데이터의 autocorrelation function $\phi(t)$ 를 구한 다음 낮은 주파수부터 함수의 극대값을 갖는 주파수들을 유한개 선별함으로써 정할 수 있으며 위상과 진폭의 경우 유전알고리즘과 같은 휴리스틱한 최적화 방법을 사용하여 구할 수 있다. $\phi(t)$ 의 경우 아래와 같은 공식을 통해 구할 수 있다.

$$\phi(t) = \mathbb{E}[v(\tau)v(\tau+t)] \approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N v[n]v\left[n+\frac{t}{\Delta t}\right] \dots(1)$$

여기서 n 은 풍속 시계열 데이터의 시간대별 인덱스를 나타내며, Δt 는 수집한 풍속 시계열 데이터 포인트간 시간 간격을 나타낸다. 이 과정을 풍속의 x, y 성분 모든 방향에 적용한다. 난류 성분의 경우 아래와 같이 표준정규분포 랜덤 변수와 2차 전달함수 형태로 확률적 모델링이 가능하다는 것이 알려져 있다 [1].

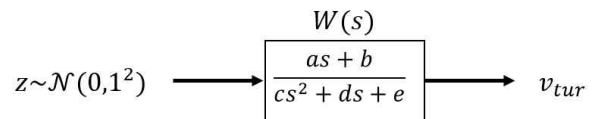


그림 1. 바람 생성 모델

위 전달함수는 bilinear transfer를 통해 이산 전달함수로 전환한 다음 풍속 실측 데이터에서 저주파 성분을 뺀 데이터를 구한후 ($v_{data} - v_{main}$) 이에 대해 전달함수 계수들을 최적화한다. 최적화 방법으로는 MLE(Maximum likelihood estimation)을 사용한다.

● 풍력 발전기 모델링

풍력 발전기 모델의 경우 아래 그림과 같이 풍력발전기의 출력 곡선(power curve) 와 이산 전달함수가 결합된 형태로 모델링 된다.

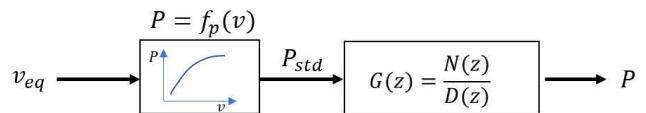


그림 2. 풍력 발전기 모델

풍력 발전기 모델의 경우 현재 풍속이 입력이며 해당 풍속 (v_{eq} [m/s]) 이 입력되는 시각의 발전 출력 (P [W]) 이 출력이다. 여기서 출력 곡선은

풍속이 x 좌퓯값을, 발전기 출력이 y 좌퓯값을 담당하며 특정 풍속이 지속적으로 불었을때의 풍력발전기의 정상상태(Steady state) 출력을 나타낸다. 또한 이산 전달함수의 경우 풍력발전기의 내외부의 물리적 제약이나 제어 반응속도 등으로 인해 출력이 정상상태에 도달하기 까지 시간이 걸리는 현상을 반영하기 위한 함수이다. 출력곡선의 경우 일반적으로 풍력발전기 제작사가 제공을 하는 경우가 많으며 제공을 안 할 경우 풍력발전기의 과거 풍속과 발전 출력 데이터를 통해 fitting이 가능하다. 이산 전달 함수의 경우 여러 가지 제약 조건에 의해 수학적 제약 조건을 갖게 된다. 첫 번째로 특정 풍속이 지속적으로 불 때 출력 곡선에서 정의한 출력에 반드시 도달해야하므로 아래 식을 만족해야한다.

$$N(1) = D(1) \quad \dots(2)$$

두 번째로, 해당 전달함수는 causal system 이어야 한다. 즉 미래의 풍속정보에 의해 현재 출력을 산출하는 것은 물리적으로 불가능하며 이를 반영해야한다. 따라서 아래 식을 만족해야한다.

$$\deg(N(z)) \leq \deg(D(z)) \quad \dots(3)$$

마지막으로, 풍력발전기의 출력 값은 유한한 풍속 값에 대해서 반드시 유한한 값을 가져야 하며 이를 Bounded-input bounded-output (BIBO) stable 하다고 하며 이에 따라 모든 pole, 즉 방정식 $D(z) = 0$ 의 근들은 모두 복소평면에서 원점을 중심으로 갖는 반지름 1인 원 안에 존재해야 한다. 이산 전달함수의 경우 다양한 휴리스틱 혹은 기울기(gradient) 기반의 최적화 방법들을 통해 계수들을 최적화할 수 있다. 전달함수의 분모와 분자는 z 에 대한 다항식으로 이루어져 있으며 분모와 분자 차원의 경우 3에서 5 사이 값이 적당하다.

● 발전량 예측

발전량 예측에는 데이터 퓨전 기법이 쓰인다. 즉 바람 생성 모델링에 대한 정보와 NWP 모델로 예측한 정보를 통합하여 각각의 정보를 단독으로 사용했을 때와 비교하여 높은 신뢰성과 해상도의 풍속 예측 데이터를 얻을 수 있게 된다. 본 연구에서의 데이터 퓨전 기법은 다음과 같이 구현된다. 바람 생성 모델을 통해 다음날의 1시간보다 짧은 시간 간격의 시계열 풍속 값의 확률 분포가 정해진다. NWP 모델 데이터의 경우 고해상도 풍속 시계열 데이터가 들어 있지는 않지만 신뢰도가 높은 1시간 단위의 최대 풍속 값이 제공된다. 따라서 해당 최대 풍속 값을 100 % 신뢰한다는 가정 하에 다음날 예측 풍속 시계열 값은 특정 범위 내의 값만 가질 수 있으며 이에 따라 바람 생성 모델에서의 확률 분포가 축소된 풍속 범위에 해당하는 확률 분포로 변하게 되며 이 확률 분포가 다음 날 풍속의 최종 확률 분포가 된다. 이에 따라 풍력 발전기의 발전량의 기댓값(m)은 아래와 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} m &= \int_{V' \in R_{NWP}} Q(V')q(V') dV' \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} Q(f(V))q(f(V))(\det(J_f(V))) dV = \int_{-\infty}^{+\infty} Q(f(V)) \left(\frac{q(f(V))}{q(V)} q(V) \right) (\det(J_f(V))) dV \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} Q(f(V)) \frac{q(f(V))}{q(V)} \det(J_f(V)) q(V) dV \approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N Q(f(V_n)) \frac{q(f(V_n))}{q(V_n)} \det(J_f(V_n)) \end{aligned} \quad \dots(4)$$

식 (4)에서 R_{NWP} 는 NWP 모델 데이터에 따른 제약 조건 안에 들어가는 다음 날 풍속 시계열 벡터들의 집합을, $Q(V)$ 는 다음날의 풍속 시계열 벡터 V 에 따른 풍력 발전기의 다음날 출력 시계열 벡터를, $f(V)$ 는 풍속 V 를 NWP 모델 데이터에 따른 제약 조건 안에 들어가도록 변환하는 임의의 함수를, $J_f(V)$ 는 함수 f 의 Jacobian matrix를, N 은 기댓값의 근사

값을 구하기 위해 바람 생성 모델로부터 생성할 샘플의 개수를 나타낸다. 다음날 발전량 벡터의 공분산(covariance)의 경우 아래와 같이 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} cov &= \int_{V' \in R_{NWP}} (Q(V')(Q(V'))^T) q(V') dV' - mm^T \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} (Q(f(V))(Q(f(V)))^T) q(f(V)) (\det(J_f(V))) dV - mm^T \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} (Q(f(V))(Q(f(V)))^T) \left(\frac{q(f(V))}{q(V)} q(V) \right) (\det(J_f(V))) dV - mm^T \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} (Q(f(V))(Q(f(V)))^T) \frac{q(f(V))}{q(V)} \det(J_f(V)) q(V) dV - mm^T \\ &\approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (Q(f(V_n))(Q(f(V_n)))^T) \frac{q(f(V_n))}{q(V_n)} \det(J_f(V_n)) - mm^T \end{aligned} \quad \dots(5)$$

III. 결론

본 논문에서는 확률적 바람 생성 모델과 수치예보모델의 데이터 정보를 결합하기 위해 데이터 퓨전 기법을 사용하여 각각이 단독으로 예측하는 풍속값 보다 더 높은 해상도의 더 정확한 다음날 풍속을 예측 하는 방법을 제안한다.

해당 방법은 확률적 예측을 할 수 있는 방법으로, 단순히 예측한 발전 출력을 도출하는 것을 넘어서 확률분포의 분산을 계산함으로써 해당 예측값의 신뢰도를 산출할 수 있는 방법이다. 이를 통해 계통 운영시 예비력 산정을 더 안전하고 경제적으로 할 수 있을 것으로 기대되며 재생에너지의 활용도를 높일 수 있을 것으로 전망된다.

향후 연구에서는 풍력발전단지에서 수집한 데이터를 기반으로 본 연구에서 제안한 방법을 다양한 형태로 검증을 수행함으로써 예측모델을 고도화하고 발전시킬 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 한국남동발전(KOEN)의 지원을 받아 수행된 연구임 (제2022-현장(그린)-01호, 풍력발전단지 적응형 발전량 예측 시스템 개발)

참 고 문 헌

- [1] 남윤수. 풍력터빈 시스템 제어. GS 인터비전, 2013, 18-28.