

Study on Wind Power Prediction model based on Spatial Modeling

공간모델링 기반의 풍력발전출력 예측 모델에 관한 연구

Solyoung Jung^{*†}, Jin Hur^{*}, Young-do Choy^{**}
정솔영^{*†}, 허진^{*}, 최영도^{**}

^{*} SangMyung University, 20 Hongimun 2-gil, Jongno-gu, Seoul 110-743, Korea

^{**} KEPCO Research Institute, Korea Electric Power Corporation, 105 Munji-Ro, Yuseong-Gu, Daejeon 34056, Korea

[†] sole_sol@naver.com

Abstract

In order to integrate high wind generation resources into power grid, it is an essential to predict power outputs of wind generating resources. As wind farm outputs depend on natural wind resources that vary over space and time, spatial modeling based on geographic information such as latitude and longitude is needed to estimate power outputs of wind generation resources. In this paper, we introduce the basic concept of spatial modeling and present the spatial prediction model based on Kriging techniques. The empirical data, wind farm power output in Texas, is considered to verify the proposed prediction model.

Keywords : wind power prediction, spatial modeling, variogram, kriging

I. 서론

발전기의 출력이 일정하게 유지되는 원자력, 화력 등의 기존 발전원과는 다르게 풍력발전과 같은 신재생 발전원은 다양한 외부적인 요인에 의해 출력이 변동하는 특성을 가지고 있다. 특히 풍력발전의 경우 시간(time) 및 공간(space)의 환경적인 제약으로 인해 출력 간헐성이 존재하기 때문에 계통 연계시 정확한 예측은 필수적이다. 기존의 풍력발전 예측은 시계열 기반의 통계 분석 혹은 과거 데이터를 통한 패턴분석으로 예측을 실시하고 있지만 상당한 예측오차가 발생하기 때문에 시계열 예측의 오차를 개선할 수 있는 공간예측 기법 개발[1-6]이 필요하다.

공간예측 기법이란 위도(latitude) 및 경도(longitude) 기반의 위치 데이터와 그 위치에 대한 속성(property) 데이터를 이용하여 기존의 측정된 자료(measured data)의 상관관계 특성을 이용하여 새로운 지점의 자료 값(target data)을 예측하는 기법이다. 공간모델링(spatial modeling)의 대표적인 방법에는 결정론적 기법기반의 역거리가중치기법(Inverse Distance Distance, IDW)과 확률론적 기법기반의 크리깅(Kriging)이 있다. 크리깅 기법은 오염 물질 농도, 전자 과학 필드, 기공, 기질 형성의 두께 등 지구 과학과 엔지니어링 등 다양한 분야에 적용되고 있다. 인천 송도지역의 지층분포 추정을 위해 크리깅이 적용된 기존의 연구[7,8]에서는 역거리가중치법과 비교하여 크리깅 기법으로 신뢰성이 더 높은 예측을 통하여 지층 분포를 추정하였으며, 층적층 분포 추정에 크리깅이 적용된 다른 연구[9]에서는 전기비저항 수직탐사 자료를 크리깅에 이용하여, 시추자료에만 의지하였던 기존 방법과 비교하여 훨씬 더 정밀도 높은 추정 결과를 도출하였다. 크리깅 기법을 강우자료에 적용한 연구[10]에서는 크리

깅의 예측값의 범위가 IDW, RBF (Radial Basis Function) 기법 등에 비교하여 더 좁게 분포하며, 비교적 정확성이 높다는 연구결과가 있었다. 기존의 다양한 연구들에 의하면 크리깅을 이용한 추정 기법은 다양한 분야에서 높은 신뢰성의 예측 결과 도출이 가능함을 알 수 있다. 공간모델링은 지구통계학 분야에서 주로 활용되었지만 본 연구에서는 공간적 제약을 받는 풍력발전원의 공간적 상관관계(spatial correlation) 특성을 분석하여 새로운 풍력 단지의 출력예측에 공간모델링 기법을 적용하고자 한다.

공간예측 기법이 여러 연구에서 다양하게 적용되고 있는 반면, 풍력발전의 출력 예측 연구에 공간예측 기법 적용된 연구 사례는 많지 않다. 특히 기존의 풍력발전 출력 예측 기법의 경우, 새로운 풍력발전단지 건설을 위해서는 기상관측소를 세우고 오랜 기간 축적된 풍속 데이터를 확보하여 예측 발전량을 산정해야 하는 단계를 거쳐야 하지만, 공간모델링을 이용한다면 많은 양의 데이터를 오랜기간 축적하지 않더라도 현재의 데이터만을 이용하여 예측이 가능하다는 장점이 있다.

본 연구에서는 풍력발전단지의 위치 데이터와 출력 데이터를 이용하여 공간 모델링에 적용하여, 시계열 기반의 예측 기법의 예측오차를 개선할 수 있는 공간 예측 기법을 개발하고자 한다. 이를 위하여 구축된 데이터를 기반으로 베리오그램을 계산하고, 공간 모델링의 대표적인 방법인 크리깅 기법을 구현하고자 한다. 예측의 검증을 위하여 실제 텍사스 지역의 10개의 풍력발전단지[16]에서 취득된 출력데이터를 활용하였으며, 10개의 풍력발전단지 중 하나의 단지를 임의로 선택하여 출력 데이터를 미지의 값으로 가정하고, 그 값을 예측하여 실제 값과 비교하였다.

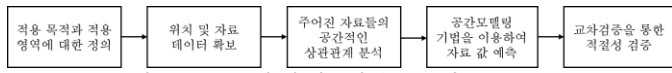


Fig. 1. 공간모델링 기법의 적용 순서

II. 공간모델링(Spatial Modeling)

A. 공간모델링의 정의

공간모델링이란 공간적으로 분포하는 물리적 현상이나 자료 등을 분석하기 위한 모델링 기법이다. 공간모델링의 가장 대표적인 방법으로는 확률기반의 크리깅(Kriging)이 있으며, 크리깅이란 관심 있는 지점의 값을 예측하기 위해 기존에 이미 알고 있는 주위 지점들의 자료 값의 선형조합을 통해 관심 있는 지점의 값을 예측하는 기법이다. 크리깅 기법을 구현하기 위해서는 공간적인 상관관계가 존재해야 하며, 베리오그램(Variogram) 모델링 구현이 필요하다. 공간적인 상관관계란 기존의 각 지점들에 대한 위치 데이터와 그 지점의 속성 데이터를 이용한 단지들 간의 거리에 따른 공간적 상관관계를 의미한다.

B. 공간모델링 적용 방법

공간모델링 기법을 적용하기 위해서는 여러 단계를 거쳐야 한다. Fig. 1은 공간모델링 기법의 적용 순서[5]를 나타낸 것이다. 공간모델링 적용을 위해서는 우선 적용 목적과 적용 영역에 대한 정의가 필요하다. 적용 목적과 적용지역을 선정한 이후에는 지정된 관심영역에 대한 자료를 수집해야 하는데, 공간모델링 적용을 위해서는 자료에 대한 위치 정보(위도 및 경도)와 속성 데이터가 필요하다. 위치 및 속성 데이터가 확보되면, 주어진 데이터를 이용하여 상관관계 분석을 실시하게 된다. 상관관계 분석을 위하여 먼저 수집된 자료를 바탕으로 실험적 베리오그램(Experimental variogram)을 계산한 후에 계산된 베리오그램을 대표하는 이론적 베리오그램(Theoretical variogram)을 찾아내는 모델링 과정을 거치게 된다. 실험적 베리오그램으로부터 주어진 자료의 특성을 가장 잘 반영하는 이론적 베리오그램을 찾아내는 과정은 최종적인 크리깅(Kriging) 기법에 영향을 주기 때문에 매우 중요하다. 모든 베리오그램 모델링 단계를 완료한 후에, 공간모델링을 적용하여 관심 있는 지점의 값을 예측하게 되며, 이 때 크리깅 기법이 적용된다. 크리깅 기법에는 단순크리깅, 정규크리깅, 구역크리깅, 공동크리깅, 일반크리깅이 있으며, 자료의 특성에 따라 적절한 크리깅을 적용하여야 한다. 마지막으로 교차검증 단계를 통해 예측의 정확성에 대한 검증을 실시하게 된다.

III. 베리오그램 모델링(Variogram Modeling) 구현

A. 베리오그램(Variogram)의 정의

베리오그램이란 관측된 값들의 공간적인 상관성을 나타내는 함수이며, 일정한 거리로 떨어져 있는 자료들의 유사성을 나타내는 척도이다. 베리오그램을 계산하는 식은 아래와 같이 표현된다.

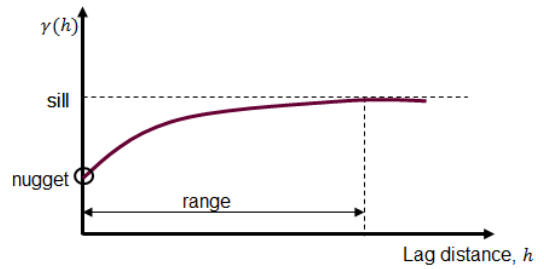


Fig. 2. 베리오그램 모델링 파라미터

$$2\gamma(h) = E[(z(x) - z(x+h))^2] \tag{1}$$

이 때 h 는 분리거리(또는 지연거리)를 나타내며, 두 자료 간에 떨어져 있는 거리를 의미한다. 즉, 베리오그램은 x 지점과 일정거리 h 만큼 떨어진 $x+h$ 지점 간의 값의 차이를 제공한 값의 기댓값이며, 거리가 가까울수록 작은 베리오그램 값이 나타난다. $\gamma(h)$ 는 반베리오그램(Semivariogram)을 의미하며, 베리오그램의 절반에 해당하는 값이다. 반베리오그램 수식은 식 (2)와 같이 표현될 수 있으며, 실제 베리오그램 계산은 편의성을 위해 반베리오그램을 사용한다.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [z(x_i) - z(x_i+h)]^2 \tag{2}$$

B. 베리오그램 모델링을 위한 파라미터: Nugget, Range, Sill

베리오그램 모델링을 위해서는 다음과 같은 파라미터들에 대한 정의가 필요하다. Fig. 2는 베리오그램 모델링 파라미터들을 그래프로 나타낸 것이며, 너깃(Nugget), 상관거리(Range), 문턱 값(Sill)에 대한 정의는 아래와 같다.

- 너깃(Nugget): 분리거리 0에서 상수 값을 나타낼 때의 값을 의미하며, 자료가 적고 넓게 분포할수록 너깃이 커지고, 자료의 개수와 분포특성에 따라 나타나지 않을 수도 있다. 너깃은 짧은 분리거리에서 자료의 불확실성을 나타내며 넓게 분포하는 적은 양의 현장자료로 가까운 거리에서의 자료특성을 찾으려는 한계 때문에 불확실성 존재한다.
- 상관거리(Range): 자료들의 공간적 상관관계가 약화되거나 상실되어 베리오그램 모델에서 베리오그램이 일정한 값을 유지하기 시작하는 거리를 의미한다. 즉, 자료들이 상관관계를 보이는 최대 분리거리를 뜻한다.
- 문턱 값(Sill): 베리오그램 모델에서 상관거리가 결정되었을 때 상관거리에서의 베리오그램 값을 의미한다. 즉, 베리오그램이 일정한 값을 유지하기 시작하는 상관거리에서의 베리오그램 값을 의미한다.

C. 이론적 베리오그램의 종류

이론적 베리오그램은 크게 문턱 값(Sill)이 있는 모델, 문턱 값이 없는 모델 그리고 주기성을 갖는 모델로 구분된다. 본 연구에서는 문턱 값이 있는 모델만을 사용

하여 베리오그램 모델링을 실시하였다. 문턱 값이 있는 모델은 분리거리가 증가하면서 자료들의 상관관계가 줄어들어 베리오그램이 일정한 값인 문턱 값(Sill)까지 증가하다가 상관거리(Range) 이상에서는 그 값이 일정한 경우에 적용하는 모델이다. 문턱 값이 있는 모델 중 대표적인 모델의 종류와 특징[12]은 다음과 같다.

- 구형 모델(Spherical model): 일반적으로 가장 많이 사용되는 모델이며, 3차 다항식의 형태로 표현된다. 식 (3)는 구형모델의 수학적 모델로 나타낸 것이다. C_0 는 문턱 값, a 는 상관거리, h 는 분리거리를 의미한다.

$$\gamma(h) = Sph_a(h) = \begin{cases} C_0 \left[1.5 \frac{h}{a} - 0.5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] & h \leq a \\ C_0 & h > a \end{cases} \quad (3)$$

- 지수 모델(Exponential model): 지수모델은 상관거리가 a 에서 정확히 문턱 값을 나타내지는 않지만 분리거리가 증가할수록 문턱 값에 수렴하는 모델이다. 지수모델은 다음과 같은 수학적 식으로 나타낼 수 있다. C_0 는 문턱 값, a 는 상관거리, h 는 분리거리를 의미한다.

$$\gamma(h) = Exp_a(h) = C_0 \left[1 - \exp\left(-3 \frac{h}{a}\right) \right] \quad (4)$$

- 가우스 모델(Gaussian model): 일반적으로 잘 사용되지 않는 작은 분리거리에서 자료들의 강한 상관성을 나타내거나 연속성이 강한 모델을 사용하고자 할 때 사용한다. 다음의 식은 가우스 모델을 수학적 식으로 나타낸 것이다. C_0 는 문턱 값, a 는 상관거리, h 는 분리거리를 의미한다.

$$\gamma(h) = Gauss_a(h) = C_0 \left[1 - \exp\left(-3 \left(\frac{h}{a} \right)^2 \right) \right] \quad (5)$$

D. 실증 데이터를 이용한 베리오그램 분석

측정된 텍사스[16]의 10개 지역 풍력발전단지의 2009년 1분 단위 출력데이터를 월 단위 출력데이터로 변환하여 베리오그램 분석을 실시하였다. 베리오그램 분석을 위하여, 먼저 10개 지역에 대한 위치정보(위도 및 경도)와 출력 데이터에 대한 DB를 구성하였다. Fig. 3은 텍사스 10개 지역에 대한 위치를 위도 경도에 따라 그래프로 나타낸 것이며, 그림의 10개의 풍력발전단지 중 임의의 한 단지인 WF 3을 새로운 풍력발전 단지로 가정하고, 그 값을 예측하기 위한 베리오그램 분석을 실시하였다.

1) 텍사스 풍력단지 DB 구성

텍사스 지역의 취득된 출력 데이터를 기반으로 공간모델링을 위한 입력데이터를 구성하였다. 입력데이터는 위치데이터(위도/경도) 및 속성데이터(측정된 풍력발

Table 1. 텍사스 지역 풍력발전단지의 위도, 경도

Date	WindFarm	Station	LONG	LAT	WF.OUT	Capacity
1M	WF 1	WF 1	102.0984	31.07388	14.14463	74.2
2M	WF 2	WF 2	102.1824	31.28184	11.83991	79.3
3M	WF 3	WF 3	102.238	31.24607	16.30981	79.3
4M	WF 4	WF 4	102.1419	31.21866	5.241597	40.3
5M	WF 5	WF 5	102.2545	31.21285	14.65196	79.3
6M	WF 6	WF 6	102.4104	30.95924	13.67355	82.5
7M	WF 7	WF 7	102.1804	30.9427	12.94167	82.5
8M	WF 8	WF 8	102.0959	30.91628	14.27042	84
9M	WF 9	WF 9	102.1431	30.92994	12.79016	76.5
10M	WF 10	WF 10	102.376	30.821	28.32089	150

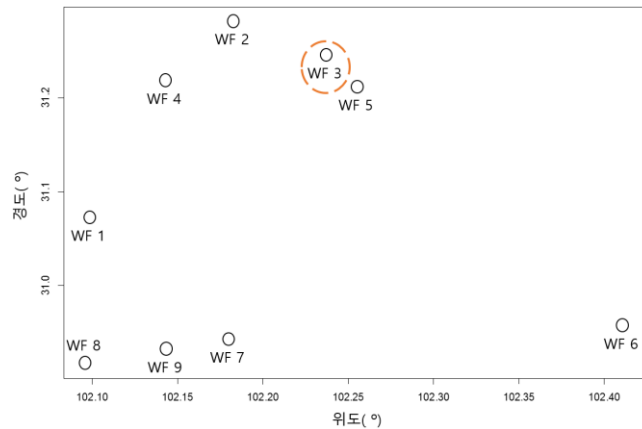


Fig. 3. 텍사스 풍력발전단지(10개) 위치 정보

전 출력)로 구성되며, 풍력발전단지의 위치와 출력을 나타내는 입력 데이터는 모두 csv 형식을 사용하여 나타내었다. 공간모델링을 위한 위치데이터는 10개 풍력발전단지의 위치와 용량, 풍력발전 출력 데이터로 구성되어 있으며 Table 1에 해당 데이터를 나타내었고, 속성데이터는 월 단위 풍력발전 출력데이터이며 Table 2에 나타내었다.

2) 텍사스 지역 데이터를 이용한 베리오그램 분석

앞서 설명한 위치데이터와 풍력발전단지의 출력데이터를 이용하여 베리오그램 분석을 실시함으로써 각각의 출력데이터 간 공간적 상관관계를 산정할 수 있게 된다. 베리오그램을 적용하게 되면 공간적 상관관계를 보여주는 베리오그램 그래프와 Sill, Nugget, Range 이 세 가지 파라미터를 얻을 수 있다. 본 연구에서는 이론적 베리오그램 구현을 위해 구형(Sph)모델을 적용하였으며, 통계프로그램인 R을 이용하여 분석을 실시하였다. 미지의 값이라 가정한 WF 3을 제외한 텍사스 지역 9개 풍력발전단지의 월 단위 출력 데이터 간의 베리오그램 산출 결과는 다음과 같다. x축은 발전단지간 거리를 나타내며, y축은 베리오그램 값을 의미한다.

Table 3은 베리오그램 통해 얻은 Sill, Nugget, Range 값을 월별로 나타낸 것이다. Nugget은 모두 0으로 나타났으며, 대부분의 그래프에서 이상적인 fitting 결과가 나타났다. 이는 텍사스 9개 풍력발전단지 출력이 서로 공간적인 상관관계를 가지고 있음을 의미한다. 1월의 베리오그램 그래프가 선형적으로 나타난 것은 sill 값과 range 값이 크기 때문이며, 공간적인 상관관계가 없음을 의미하지는 않는다.

Table 2. 텍사스 지역 풍력발전단지 출력 DB

	Jan	Feb	March	April	May	June	July	Aug	Sep
WF 1	15.17063	23.11523	20.77288	24.39704	19.11432	18.98131	18.34151	21.41196	14.14463
WF 2	12.38812	22.21411	19.19821	27.6878	17.65094	16.62449	14.81243	16.69646	11.83991
WF 3	14.48388	25.18289	20.6603	29.68806	23.77063	21.02993	19.55824	22.09196	16.30981
WF 4	9.510383	10.90069	8.968416	12.71748	8.021013	7.971088	7.06371	8.040143	5.241597
WF 5	14.28621	23.62475	18.71482	25.36842	21.08371	18.66417	17.71686	18.92795	14.65196
WF 6	14.9897	24.14943	21.99197	29.09952	21.5343	20.03291	14.27253	21.82574	13.67355
WF 7	17.75263	29.22445	29.39958	32.75804	26.56633	23.24611	19.61727	23.36833	12.94167
WF 8	20.02032	28.56864	28.6867	29.83232	24.09695	22.58362	19.48069	22.35993	14.27042
WF 9	17.55904	27.34303	26.20352	25.05473	22.35811	21.75037	17.60236	20.59082	12.79016
WF 10	27.43167	45.58598	34.51012	38.01615	41.41293	42.92874	38.83145	43.77246	28.32089

Table 3. Sill, Nugget, Range 파라미터

Month	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Sill	3.717	0.112	0.118	0.061	0.151	0.145	0.183	0.153	0.169
Nugget	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Range	17.734	0.164	0.162	0.100	0.157	0.184	0.197	0.189	0.166

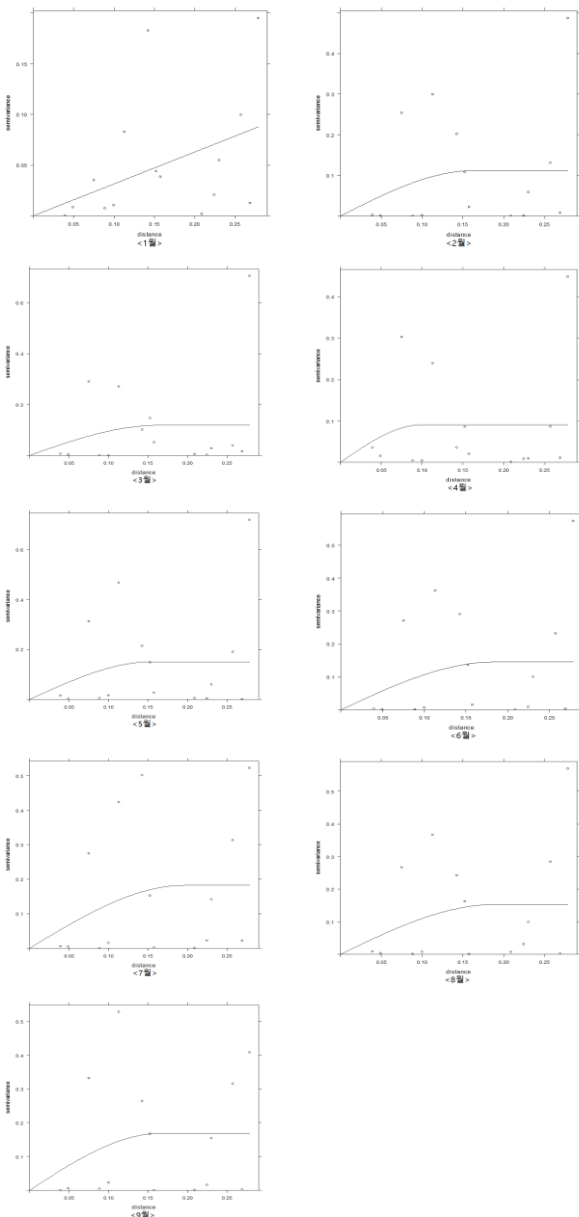


Fig. 4. 2009년 월간 베리오그램 해석(1월~9월)

IV. 크리깅 기법(Kriging Techniques) 적용

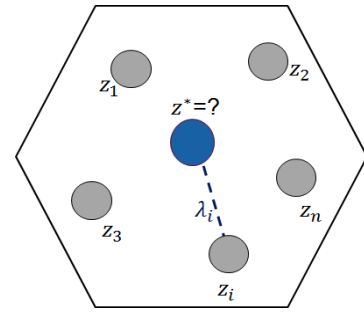


Fig. 5. 크리깅(Kriging) 기법 도식화

A. 크리깅(Kriging)의 정의

크리깅(Kriging)이란 관심 있는 지점에서 특성 값을 알기 위해 이미 알고 있는 주위 값들의 선형조합으로 그 값을 예측하는 공간모델링의 대표적인 기법이다. 선형회귀(linear regression) 또는 내삽법(interpolation)은 사용하는 변수들 사이의 명확한 관계를 이용하는 반면, 크리깅은 베리오그램 혹은 공분산을 통해 내재하는 관계식을 이용하고, 주어진 동일한 베리오그램에 대하여 오직 하나의 추정 값이 결정론적으로 정해진다는 특징이 있다. 크리깅은 다음과 같은 식으로 표현될 수 있다.

$$z^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i z_i \tag{6}$$

이때, z^* 는 위치가 알려진 지점에서 크리깅을 이용한 예측치, z_i 는 이미 그 위치와 값을 알고 있는 주위의 자료 값, λ_i 는 기존 자료 값들의 각 가중치, n 은 크리깅 예측을 위해 사용한 자료의 총 개수를 의미한다. Fig. 5에 크리깅 기법의 개념을 도식화하였다. 그림과 식에서 알 수 있듯이 크리깅 기법은 목표 지점(target point)에서의 특성 값을 예측하기 위하여 기존 측정데이터의 상관관계를 이용하여 확률기반의 가중치를 산정하고 예측 값 산정에 활용한다.

B. 크리깅(Kriging)의 종류[5]: SK & OK

(1) 단순 크리깅(Simple Kriging, SK):

단순 크리깅이란 오차분산을 최소화 하는 가중치를 구하여 알려진 값들의 선형조합을 통해 미지의 값을 예측하는 기법이다. 단순 크리깅에서 가중치는 단순히 예측오차를 최소화 하는 값으로 한다. 이미 값을 알고 있는 n 개의 자료 값을 이용하여 값을 알고자 하는 지점에서의 자료 값을 예측하기 위한 수식은 다음과 같다.

$$z^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i z_i \tag{7}$$

$$\sigma_{SK}^* = E[(z_0 - z_0^*)^2] \tag{8}$$

이 때, z_0 는 예측하고자 하는 참값, z_0^* 는 단순 크리깅에 의한 예측 값, σ_{SK}^* 는 오차분산을 각각 의미한다.

Table 4. WF 3 풍력발전단지 출력 예측

Month	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Measured	14.4839	25.1829	20.6603	29.6881	23.7706	21.0299	19.5582	22.0920	16.3098
Kriging	13.4210	23.3205	19.1571	26.6754	20.1394	18.1139	16.7536	18.3215	13.7263

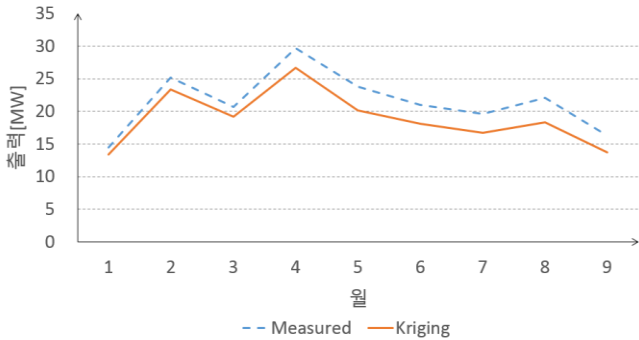


Fig. 6. WF 3 풍력발전 단지 출력 예측

단순 크리깅의 추정식의 경우에는 편향(bias)되어 추정식의 평균이 모집단의 평균과 일치하지 않는 문제가 발생하는 단점이 있다. 편향이란 모집단의 인자 평균과 그 모집단의 인자를 예측하기 위한 추정식의 평균의 차이로 정의되며 그 차이가 없을 때 편향되지 않았다고 한다.

(2) 정규 크리깅(Ordinary Kriging, OK)

정규 크리깅은 단순크리깅의 단점을 극복하기 위한 기법으로, 추정식이 편향되지 않으면서 오차분산을 최소로 하는 크리깅이다. BLUE (Best Linear Estimator)라고 불리기도 한다. 정규 크리깅을 구하는 식은 다음과 같으며, 식 (6)의 z^* 가 편향되지 않을 조건을 갖는다.

$$b_{z^*} = E(z) = E(z^*) = E(z) - E\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i z_i\right) = 0 \quad (9)$$

정규 크리깅 식에서 사용된 모든 자료는 실제 주어진 자료이므로 동일한 평균값을 가지게 된다. 따라서 크리깅 추정식이 항상 편향되지 않기 위해서는 가중치의 합이 1이 되어야 한다. 아래의 식은 가중치의 합이 1이 되어야 함을 식으로 나타낸 것이다.

$$1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i z_i = 0 \quad (10)$$

C. 크리깅을 이용한 텍사스 지역의 풍력발전 출력 예측

이론적 베리오그램의 모델링이 수행되면 크리깅 추정 식으로부터 사용된 각 데이터에 대한 가중치를 산정할 수 있게 되며, 크리깅을 수행하여 원하는 지점의 미지의 값을 예측할 수 있게 된다. 앞서 임의로 지정한 WF 3 풍력발전단지에 대하여 정규크리깅(Ordinary Kriging)을 적용하여 출력 값을 예측하였다. 예측한 결과는 Table 4에 나타내었으며, 이는 2009년 1월부터 9월까지 총 9개월에 대한 1개월 단위 예측 결과(monthly prediction)로 단위는 MW이다. 표에서 의미하는 Measured

와 Kriging은 각각 실제 출력 값과 크리깅으로 예측한 출력 값을 의미한다.

Table 4에서 알 수 있듯이 가장 실제 출력 값과 근사한 값이 예측된 달은 3월이며, 가장 큰 차이를 보이는 달은 8월이다. 앞선 베리오그램분석에서 1월의 경우 sill 값과 range 값이 커서 이상적인 fitting을 나타내지는 못했지만, 크리깅 예측 결과는 근사한 값으로 예측된 것을 확인 할 수 있다. Fig. 6은 WF 3에 대한 크리깅 예측 값과 실제 측정 값을 비교한 그래프이다. 1월부터 9월의 추정 값이 실제 출력 값과 비슷한 패턴 양상을 나타내는 것을 확인할 수 있으며, 표에서 나타났듯이 3월의 예측 값이 가장 비슷하게 나타났으며, 8월의 값 차이가 가장 큰 것을 그래프로도 확인할 수 있다.

앞선 베리오그램 분석과 크리깅 예측을 통해서 풍력발전 단지의 출력 값 예측에 공간적인 상관관계를 적용하여 수행할 수 있음을 확인하였다. 오차의 개선을 위해서는 추후에 다 변수 기반의 공간 예측 알고리즘을 구현할 예정이다.

V. 결론 및 향후계획

본 논문에서는 시계열 기반의 예측 기법과 다른 공간모델링을 통한 풍력발전예측 알고리즘을 제안하고, 지구통계학에서 주로 사용하는 공간모델링 기법을 적용하기 위해 공간모델링의 정의 및 적용방법, 베리오그램의 구현, 텍사스 지역 풍력발전단지의 실증 데이터를 이용한 모델적용을 수행 하였다. 풍력발전단지에 대한 출력 예측을 위해 본 논문에서는 단일 변수(풍력발전단지의 출력) 기반의 정규크리깅 기법을 적용하여 타당성을 검토하였다. 텍사스 지역 풍력발전단지의 위치 데이터와 출력 데이터를 이용하여 크리깅을 적용하기 위해 먼저 베리오그램을 통해 공간적인 상관관계를 분석하였으며, 정규 크리깅을 이용하여 풍력발전단지의 출력을 예측하였다. 예측된 출력 값은 실제 측정 값과 비교적 비슷한 패턴 양상을 나타내었으며, 크리깅 단일변수 예측에서 발생하는 예측 오차는 향후 추가적으로 다 변수 예측 알고리즘을 구현하여 개선하고자 하며 국내 풍력단지(제주지역)에 적용할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 한국전력공사의 재원으로 기초전력연구원의 2014년 선정 기초연구개발과제의 지원을 받아 수행된 것임.(과제번호: R14XA02-42)

This research was supported by Korea Electric Power Corporation (KEPCO) through Korea Electrical Engineering & Science Research Institute. (grant number: R14XA02-42)

REFERENCES

[1] 정술영, 허진, 최영도, 이준신 “풍력발전출력의 상관관계 분석모형을 통한 공간예측 적용방안 연구”, 대한전기학회 전력기술부문회 춘계학술대회 논문집, 2015년 4월

[2] 정술영, 허진, 최영도, 윤기갑, 이준신, “풍력발전 공

- 간예측을 위한 CDD(Correlation Decay Distance)”, 대한전기학회 하계학술대회 논문집, 2015년 7월
- [3] 구보경, 허진, “풍력발전 예측모델 분석을 통한 공간 기법 적용 방안 연구”, 대한전기학회 하계학술대회 논문집, 2015년 7월
- [4] 박범준, 허진, “Fast Fourier Transform을 이용한 풍력 발전의 출력 분석”, 대한전기학회 하계학술대회 논문집, 2015년 7월
- [5] 구보경, 허진, “국내외 풍력발전 예측 모델 비교 분석”, 전력 및 IT 제주컨퍼런스 논문집, 2015년 8월 (ISSN 2005-0496 (학술발표 논문집/제30집))
- [6] 박범준, 허진, “PSD를 이용한 풍력발전 출력의 특성 분석”, 전력 및 IT 제주컨퍼런스 논문집, 2015년 8월 (ISSN 2005-0496 (학술발표 논문집/제30집))
- [7] 김동휘, “인천 송도지역 지층분포 추정을 위한 크리깅과 역거리가중치법의 적용”, 한국지반공학회논문집 제26권 1호(2010년 1월), p. 5~19
- [8] 김동휘, “인천 송도국제도시 지층분포추정을 위한 크리깅 방법의 비교연구”, 한국지반공학회논문집 제 26권 5호(2010년 5월), p. 57~64
- [9] 정연호, “전기비저항 수직탐사 자료의 정규크리깅을 통한 층적층 분포도의 작성”, 물리탐사 10권 3호 (2007), p.211~218
- [10] 조홍래, 정종철, “강우자료에 대한 공간보간 기법의 적용”, The Journal of GIS Association of Korea, Vol.14, No. 1, pp.29-41, April 2006
- [11] 최종근, "지구통계학", 시그마프레스, p79-p233, 2007
- [12] 김희정, “베리오그램 모델에 따른 크리깅 보간법의 정확성”, 2007
- [13] 정슬영, 허진, 최영도, 이준신, “풍력발전출력의 상관 관계 분석모형을 통한 공간예측 적용방안 연구”, 2015년도 대한전기학회 전력기술부문회 전력계통연구회 춘계학술대회 논문집, 2015
- [14] 기훈, “통계학 개론”, 자유아카데미, p287-317, 2009
- [15] Nynke Hofstra, Mark New, “Short Communication Spatial variability in correlation decay distance and influence on angular-distance weighting interpolation of daily precipitation over Europe”, INTERNATIONAL JOURNAL OF CLIMATOLOGY, 1872~1880, 2009P. J. Woolcock and R. C. Brown, “A review of cleaning technologies for biomass-derived syngas”, Biomass and Bioenergy, Vol. 52, 2013, pp. 54-84.
- [16] W. Katzenstein, E. Fertig, and J. Apt, “The variability of interconnected wind plants,” Int. J. of Energy Policy, vol. 38, no. 8, pp. 4400-4410, 2010.