

로직기반의 퍼지뉴럴 네트워크를 이용한 풍력발전기 출력예측

강종진, 예송범, 차종현, 김윤건, 강경호, 탁동규, 한창욱
동의대학교

Estimation of wind turbine power generation using logic-based fuzzy neural networks

Jong-Jin Kang · Song-Bum Yea · Jong-Hyun Cha · Yun-Gun Kim
Kyung-Ho Kang · Dong-Kyu Tak · Chang-Wook Han
Dong-Eui University

Abstract - This paper proposes the method to predict the wind turbine power generation using logic-based fuzzy neural networks. To predict the wind turbine power generation neural networks, logic-based fuzzy neural networks, and fuzzy neural models have been considered. But the model considered in this paper can predict the wind turbine power generation with a less complex structure. The simulation results show the effectiveness of the proposed method.

1. 서 론

인류는 예전부터 자연계에 존재하는 에너지를 여러 가지 형태로 무분별하게 이용하여왔다. 이 중 특히 화석연료 에너지원의 감소는 우리 생활에 위함요소로 다가오고 있다. 실제의 예로 작년 국제유가는 150달러에 육박해 제2의 오일쇼크를 겪으면서 대체에너지의 필요성을 실감하게 되었다. 이러한 상황은 우리가 이러한 한정적인 천연자원을 후세에 물려주기 위해서 다른 에너지 즉 신재생에너지의 개발과 이용이 시급한 문제로 대두 되고있다. 그러한 상황을 방영하듯 신재생에너지의 필요성이 증대 되고 있는 요즘을 세계 각국에서 신재생분야의 연구가 활발히 진행되고 있으며 우리나라도 신재생 분야의 연구비중이 급속도로 늘어나고 있다. 이러한 신재생에너지 중 특별히 각광받고 있는 바람에너지를 이용한 풍력발전에 대해서 고찰해보겠다. 풍력에너지는 바람을 블레이드를 통해 기계적 에너지를 변환하고 이를 다시 전기적 에너지로 바꾸는 방식으로 우리의 실생활에 유용하게 쓰이고 있다. 하지만 풍력에너지를 자연에너지로 이용하는 것이기 때문에 우리가 쓸 수 있는 전력 즉, 풍력에너지의 전력변환시의 출력은 항상 일정하지 않게 된다. 우리는 이러한 상황을 효율적으로 이용하여 전력을 얻기 위해 로직기반 뉴럴 네트워크 이용한다. 이 제어는 바람이 입력이라고 가정 시 이 입력을 이용해 우리가 다음에 설명할 모델을 이용해 학습을 통하여 최적화된 출력을 얻게 될 것이다. 이러한 로직기반 뉴럴 네트워크 시스템은 본 논문의 본문에서 알 수 있듯이 기존의 뉴럴 네트워크 시스템과는 다르게 적은 값으로도 최적의 값을 낼 수 있으며 출력 속도 또한 빠름을 나타낼 것이다.

2. logic model

앞에서 언급했듯 풍력은 일시적이고 변하기 쉬운 에너지원이다. 미풍이 부는 날이 있으면 강풍이 부는 날도 있다. 이렇게 시간각 풍속이 끊임없이 바뀌는 자연에너지를 안정적인 전력에너지로 효율적으로 생산하기 위해 logic model등을 이용한 제어시스템이 필요로하게 된다. 이에 본 논문에서는 많은 제어시스템 중 logic model을 이용하여 풍력발전의 출력을 제어한다. 네트워크의 일반적인 구조를 해석하기 위해서는 다음과 같은 식의 이해가 필요하다.

$$\begin{aligned} \cdot \text{AND 뉴런} & \quad \cdot \text{OR 뉴런} \\ y &= \prod_{i=1}^n (w_i s x_i) & y &= \sum_{i=1}^n (w_i t x_i) \end{aligned}$$

이 두 가지의 뉴런 연산결과를 이용하면 출력은 다음과 같은 식으로 표현될 수 있다.

$$z = (x s w)^n$$

위 식에서 출력과 결선강도와의 관계를 도함수로 나타내면 다음과 같은 식으로 n에 따라 지수 함수적으로 증가한다.

$$\frac{dz}{dw} = (x s w)^{n-1} (1-x)$$

위식을 통해 이러한 시스템은 학습을 통해 입력측에 측정값 입

력시 값이 지수 함수적으로 증가하므로 비효율 적임을 알 수 있다. 이에 우리는 로직 모델을 이용하여 많은 연결 중 불필요한 연결을 제거하는 방법을 사용하여 입력 측에 입력 값을 입력 시에도 값이 지수 함수적으로 증가하지 않기 때문에 최종값의 출력속도가 빠르고 또한 값이 작음에도 불구하고 최적의 값을 낼 수 있다. 본 논문에서는 로직 모델을 이용하여 위와 같은 최적화된 값을 통해 풍력발전의 최대 출력을 제어할 것이다.

2.2 logic-model을 이용한 출력제어

실제 logic-model의 사용을 위해 여러 가지의 판별법 중 본 논문에서는 가우시안 판별법을 사용한다. 이 판별법 사용을 위해 풍력발전의 date를 먼저 수집하는 과정이 필요하다. 이 데이터의 수집은 풍력발전기가 설치된 위치 즉, 허브높이에서 가능하다. 수집과정은 실제풍력발전기 1기를 지정하여 이틀간의 10분간 1초씩의 발전기의 풍속, 출력 데이터를 통해 발전기의 평균 풍속, 풍속의 표준편차, 출력의 평균값 을 통해 구성하게 된다. 입력변수에 사용된 값들은 평균풍속 v(n), v(n-1), v(n-2), v(n-3), 표준편차 e(n), e(n-1), e(n-2), e(n-3), 출력 p(n-1), p(n-2)이며, 이러한 입력변수에 의한 출력값 을 p(n) 으로 한다. 입력변수는 제안된 시스템에서 처리되기 위하여 각각의 실수 값들을 membership function 을 통하여 소속도로 변환한다. 이 시스템에서 사용하는 membership function은 가우시안 소속 함수를 사용하였다. 이 시스템에서의 다른 시스템과의 차이는 일반 fuzzy-model 사용 시 부울 함수와 디지털 시스템의 문제점과 유사한 문제점이 발생되므로 계층 구조적 규칙을 기반으로 하는 시스템영역에서 높은 입력변수가 들어오게 되는 경우 계층규칙을 실행하는데 있어 효율이 떨어지는 현상이 발생하게 된다. 이러한 문제점이 발생하게 되어 우리는 logic-based fuzzy neural networks을 사용하게 되는데 이 logic-based fuzzy neural networks은 시스템의 구조를 간단히 하게 되어 많은 정수의 입력변수를 사용하게 되는 경우라도 부분집합을 기초로 하기 때문에 시스템의 구조가 복잡해 지지 않고 fuzzy-model에 비해 시간 감소라는 측면과 함께 결과치를 비교할 경우에도 많은 차이를 보이지 않으므로 우리는 logic-based fuzzy neural networks을 사용한 제어법을 사용하게 되었다.

3. 실험 및 결과.

본 논문에서는 실제로 풍력발전을 통해 결과를 도출할 수 없으므로 프로그램을 통해 풍력발전의 결과치를 예측해 보았다. 먼저, 부산 감천항에 현재 시운전중인 3kw급 풍력발전 시스템의 풍력데이터 13,15일 양일간의 데이터를 구해 오전 12:00부터 오후 6시 10분까지의 풍속과 전력량을 통해 풍속의 평균과 풍속의 표준편차와 출력의 평균을 산출하였다. 본 논문에서 사용하는 logic-based fuzzy neural networks 프로그램을 구동하기 위해서는 산출한 데이터를 C프로그램을 통해 변환 시킨 결과 총 148개의 데이터 중 99개는 training 데이터 49개는 testing 데이터로 학습시키게 되고 그 두가지로 학습된 데이터를 logic-based fuzzy neural networks 프로그램을 사용하여 결과를 도출하게 되는 방식이다. 본 논문에서 추구하는 최적의 풍력 발전기 출력에 즉logic-based fuzzy neural networks 프로그램을 통해 오차를 줄여나가면서 최적의 결과를 도출해 내는 과정을 알아본다.

GA Input	number of nodes in hidden layer	3
	inputs/node	5
	number of generations	100
	size of population	200
	probability of crossover	0.8
Gradient Input	probability of mutation	0.02
	number of generations	1000
	learning rate	0.02

〈표 1〉 최적화를 위한 파라미터 설정

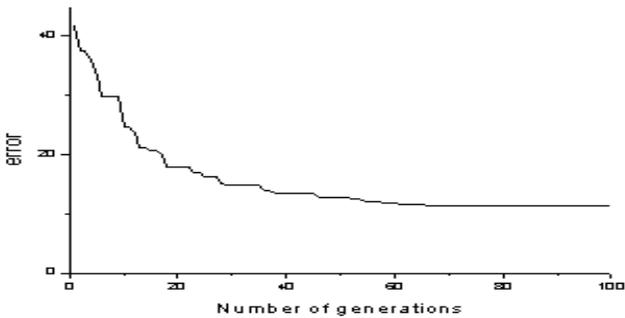


그림3.1 logic-based fuzzy neural networks 출력 예측 출력예측

logic-based fuzzy neural networks를 사용 시 보여 지는 출력 예측의 그림이다. 여기서 본 논문에서는 입력층에 3개, 은닉층은 5개 그리고 개체수는 100개. 개체군은 200개, 교차확률0.8, 돌연변이확률 0.02로 시스템 설정 후 구동한 출력예측의 결과이다. 이 그림에서 보여지 듯 처음 첫 번째부터 보여 지는 개체군은 결과치가 일정하지 않지만 점차 안정되고 점점 최적출력에 가까워지는 모습을 확인할 수 있다.

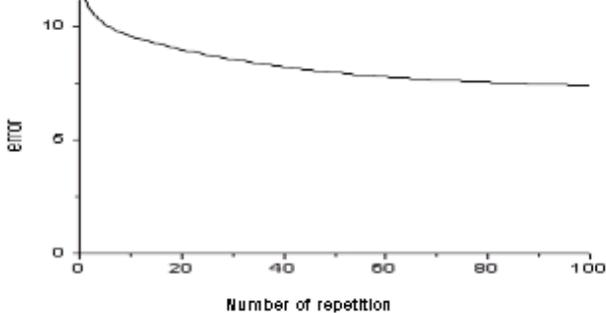


그림3.2 경사 학습법을 통한 결과

경사학습법을 통한 결과치
logic-based fuzzy neural networks를 사용 시 보여 지는 경사 학습법을 통한 결과 그림이다. 여기서는 앞과 동일하게 설정 후 프로그램을 구동하게 되는데 여기서 다른 점은 앞의 실험을 1000번 되풀이하게 지정 후 학습률을 0.02로 지정해준다는 점이 다른 점이다. 즉 더 많이 같은 실험을 반복 후 학습률을 지정해 줌으로서 그림에서 알 수 있듯이 더 평탄해지는 걸 알 수 있는데 즉 이 말은 더 안정된 수치를 보여주고 더 최적출력에 가까워짐을 알 수 있다.

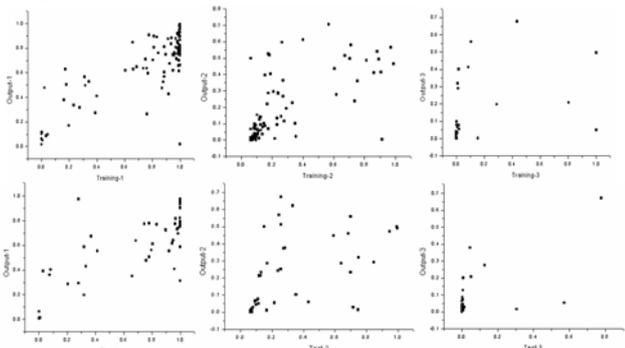


그림3.3 출력 값과 학습시 출력 값의 비교 그래프

출력 값 비교

logic-based fuzzy neural networks 사용 시 보여 지는 출력 값과 학습했을 경우의 출력 값을 비교한 그림이다. 두 비교 그래프 중 위의 그래프는 training 시킨 값과 출력 값을 비교한 것이고, 아래의 그래프는 test값과 출력 값을 비교한 그림이다. 그림에서 보여 지는 값들의 분포를 보면 점들이 어느 정도 밀집되어 있음을 알 수 있다. 점들이 밀집되어 있는 곳에서는 학습을 통한 출력예측의 오차범위가 줄어들고 점들이 분산되어 있는 곳은 오차범위가 커진다.

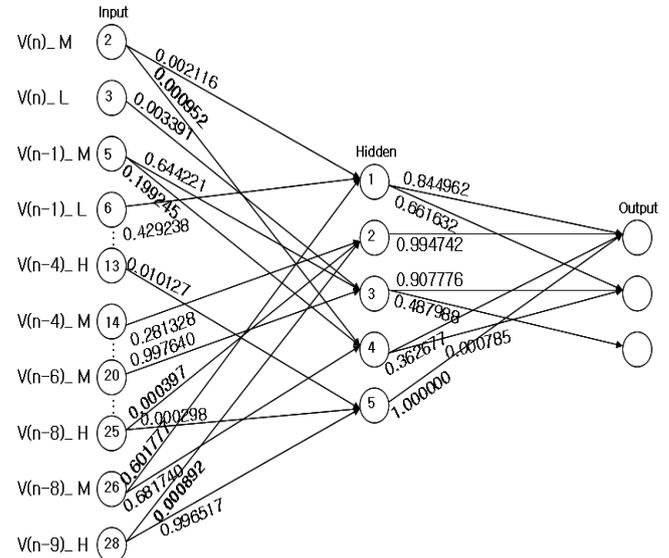


그림3.4 실험을 통한 최적화된 neural networks의 구조

최적화된 neural networks

logic-based fuzzy neural networks를 사용하여 학습시킨 최적화된 신경망 구조이다. 입력 층에서 은닉 층을 통해 출력 시 그림 3.4에서 알 수 있듯이 여러 가지 웨이트 값들이 나타남을 알 수 있다. 이 중 28번째 입력 층에서 5번째 은닉층을 통해 출력 시 웨이트 값이 각각 0.996517과 1.00000로 가장 좋게 나타났다. 이와 같이 높게 나타난 웨이트 값과 반대로 값이 낮게 나온 값들을 배제하고 높은 웨이트 값을 통해 최적화된 출력값을 얻을 수 있게 된다.

4. 결 론

본 논문은 logic 퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 풍력발전기의 출력 예측 구조를 제안하였다. logic 퍼지-뉴럴 네트워크의 실험 결과를 통해 알 수 있는 풍속과 출력의 시간적 변화 데이터만으로 어느 정도의 최적의 출력예측이 가능하다는 점을 알 수 있었다. 즉, logic-model을 이용하여 어느 정도의 풍속에 대한 전력량을 추정 할 수 있다는 점이다. 다시 말해 풍속이 강한 어떤 지점에서 출력예측이 가능하다는 것은 굳이 풍력발전기를 세워 출력을 보지 않더라도 풍속데이터를 통해 얻을 수 있는 출력량과 실제의 출력량이 거의 일치하므로 인해 최적의 장소에 풍력발전기를 설치할 수 있음을 말해주는데 즉, 풍력발전기를 세워보지 않아도 얻을 수 있는 풍력에너지의 예측이 가능하므로 시간의 절약과 자본의 감소를 가져다주는 결과를 보일 것으로 보인다.

[참고 문헌]

[1] Witold Pedrycz , Marek Reformat , "Genetically optimized logic models" Received 3 August 2002; received in revised form 30 December 2003; accepted 18 May 2004
 [2] S. Kelouwani, K. Agbossou, "Nonlinear Model Identification of Wind Turbine with a Neural Network", IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION, VOL. 19, NO. 3, 607-612, SEP 2004
 [3] W. PEDRYCZ , M. REFORMAT , C.W. HAN , "Cascade Architectures of Fuzzy Neural Networks", Fuzzy Optimization and Decision Making, 3, 5-37, 2004