

## 종속형 퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 풍력발전기 출력 예측

김성민, 이동훈, 장종인, 원정철, 강대호, 임영근, 한창욱  
동의대학교

### Estimation of Wind Turbine Power Generation using Cascade Architectures of Fuzzy-Neural Networks

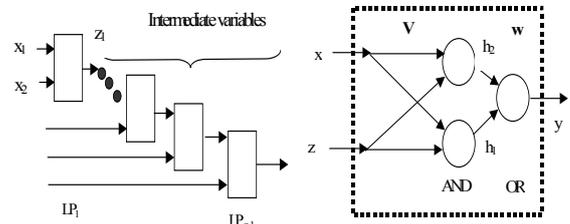
Seong-Min Kim, Dong-Hoon Lee, Jong-In Jang, Jung-Cheol Won, Tae-Ho Kang, Yeong-Keun Yim, Chang-Wook Han  
Dong-Eui University

**Abstract** - In this paper, we present the estimation of wind turbine power generation using Cascade Architectures of Fuzzy Neural Networks(CAFNN). The proposed model uses the wind speed average, the standard deviation and the past output power as input data. The CAFNN identification process uses a 10-min average wind speed with its standard deviation. The method for rule-based fuzzy modeling uses Gaussian membership function. It has three fuzzy variables with three modifiable parameters. The CAFNN's configuration has three Logic Processors(LP) that are constructed cascade architecture and an effective optimization method uses two-level genetic algorithm. First, The CAFNN is trained with one-day average input variables. Once the CAFNN has been trained, test data are used without any update. The main advantage of using CAFNN is having simple structure of system with many input variables. Therefore, The proposed CAFNN technique is useful to predict the wind turbine(WT) power effectively and hence that information will be helpful to decide the control strategy for the WT system operation and application.

구조에 대한 보다 자세한 내용은 [2]를 참고하기 바란다.

$$\text{AND neuron } y = \text{AND}(x;w) \quad , \quad y = \prod_{i=1}^n (w_i s x_i)$$

$$\text{OR neuron } y = \text{OR}(x;w) \quad , \quad y = \sum_{i=1}^n (w_i t x_i)$$



〈그림 1〉 로직 프로세서의 종속적 연결 형태 및 내부구조 [2]

## 1. 서 론

지하자원의 고갈과 점점 심각해져 가고 있는 환경오염 때문에 오늘날 각국에서는 신재생에너지 시스템의 개발과 연구가 한창 진행 중이다[1]. 자원부족국가인 우리나라에서도 신재생에너지 시스템에 관한 연구가 필수적이다. 이렇듯 신재생에너지 시스템 분야는 차세대 대체에너지로서 각광받고 있으며 이러한 시스템을 구축하기 위해서는 시스템을 제어하기 위한 기능이 용이해야 한다. 이러한 제어부분을 설계하기 위해서 발전시스템의 출력을 예측할 수 있다면 그에 맞는 제어시스템을 설계할 수 있다. 본 연구에서는 풍력발전 시스템이 전력시장에서 차지하는 비중이 증가함에 따라 신재생에너지의 대표적인 시스템인 풍력발전기의 출력을 종속형 퍼지-뉴럴 네트워크를 이용하여 예측함으로써 풍력발전 시스템의 제어부 설계를 용이하게 함에 목적을 둔다. 특히 단일계통으로 구성된 우리나라의 전력계통은 풍력과 같은 간헐적인 발전원의 계획운영이 더욱 요구되는 상황이다. 본 연구에서 사용하는 풍속 데이터는 하루 동안의 풍속과 출력을 초단위로 측정하고 그 데이터를 10분간 평균 풍속과 풍속의 표준편차, 출력을 사용하여 실험을 수행하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 종속형 퍼지-뉴럴 네트워크의 구조와 학습 및 최적화 방법을 소개하고 3장에서는 실제 부하 데이터를 이용한 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 분석한다. 마지막으로 4장에서 결론을 제시한다.

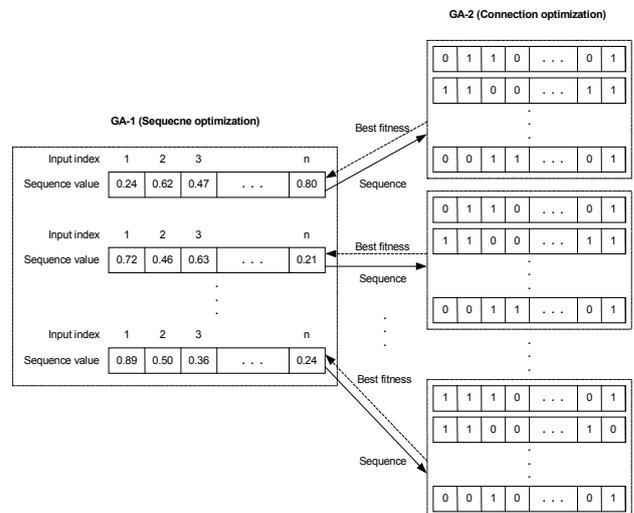
## 2. 종속형 퍼지-뉴럴 네트워크

### 2.1 종속형 퍼지-뉴럴 네트워크의 구조

제안된 네트워크의 구조는 AND뉴런과 OR뉴런을 구조로 하는 로직 프로세서(그림 1)를 종속적으로 연결한 구조이다. LP의 뉴런 수는 AND뉴런 2개와 OR뉴런 1개를 사용하며, 각 LP의 AND, OR뉴런에 대한 수식은 아래와 같이 표현된다. 종속형 퍼지-뉴럴 네트워크 시스템을 사용하는 이유는 기존의 퍼지시스템에서 입력변수가 많아지면 그에 따른 구조가 복잡해지는데 반해 종속형 구조는 이러한 시스템의 복잡함을 간단하게 해주는 장점을 가지기 때문이다. 이러한 구조는 입력변수가 다양한 퍼지 모델에서 주로 사용할 수 있겠다. 본 논문에서 사용한 네트워크 모델은 참고문헌 [2]의 네트워크 구조를 모델로 하였으며 네트워크

### 2.2 유전자 알고리즘을 이용한 최적화 방법

본 연구에서는 네트워크의 최적해를 찾기 위해서 two-level 유전자 알고리즘(그림 2)을 사용한다.[2] 그림 2의 GA-1은 제한된 알고리즘의 1레벨 유전자 알고리즘으로서 입력변수의 순서를 최적화 시키는 역할을 하고, GA-2는 최적화된 입력순서를 가지고 서로간의 connection(연결강도)을 최적화하여 가장 뛰어난 적합도(best fitness)를 찾는다. 유전자 알고리즘은 기존의 최적화 알고리즘과 달리 파라미터를 코딩하여 사용하고, 탐색공간에서 단일해를 사용하지 않고 해 집단을 사용하며, 확률적 규칙을 이용하고, 적합도 함수만을 이용하는 특징을 가진다[3]. 유전자 알고리즘을 사용하는 이유는, 기존의 최적화 알고리즘은 설계된 시스템의 주어진 환경에서 지역적일 수 있는 문제점을 가지는 반면, 유전자 알고리즘은 전역적인 최적해를 발견할 높은 가능성을 가진다는 장점과 목적 함수에 대한 수학적 제약이 없기 때문에 이러한 유전자 알고리즘의 단순성과 일반성이 여러 분야에서 다양하게 적용되어지고 있다.



〈그림 2〉 two-level 유전자 알고리즘 구조 [2]

### 3. 실험 방법 및 결과 분석

#### 3.1 실험방법

풍력발전은 바람의 자연특성을 이용하여 발전하므로 지속적인 발전이 이루어지기가 어렵고 일정한 풍속 이상의 값이 공급되어야 발전을 할 수 있는 간헐적 동력원이다[4]. 본 논문의 실험에서는 제안된 시스템에서 풍력발전기의 출력을 예측하기 위해 풍속계를 통해 이틀 동안의 풍속과 발전출력을 매초마다 측정하고 그 값을 10분 간격으로 평균을 내어서 평균풍속, 표준편차, 평균출력을 변수로 사용하였다. 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 출력값을  $p(n)$ 으로 한다.[1] 입력변수는 제안된 시스템에서 처리되기 위하여 각각의 실수 값들을 membership function(소속함수)을 통하여 소속도로 변환한다. 이 시스템에서 소속함수는 가우시안 소속함수를 사용하며 소속함수의 개수는 많을수록 좋지만 본 실험에서는 3개로 지정하였고, 오버랩은 0.5로 한다. 퍼지화된 데이터는 2진 코딩하여 유전자 알고리즘을 통하여 최적화된다. 실험에서 사용한 종속형 구조의 LP의 수는 3개이며, 은닉층의 node 수는 2개로 설정하였다. 학습데이터를 통해서 네트워크의 출력값과 기댓값을 비교하여 그 오차를 보고, 학습된 네트워크에 시험 데이터를 통한 출력값과 기댓값을 비교하여 나오는 오차를 확인한다. 그리고 시험데이터를 통한 오차와 학습데이터를 통한 오차를 상호 비교하여 학습이 되었는지 확인한다. 그래프의 기존의 출력값과 네트워크 출력값이 대각선으로 직선분포 형태가 되면 네트워크가 올바른 학습이 되었다고 볼 수 있겠다.

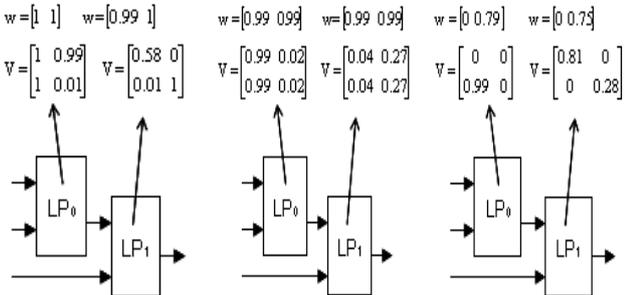
#### 3.2 실험결과

제안된 시스템의 출력예측 시뮬레이션에서 사용한 파라미터의 설정은 <표 1>과 같이 설정한다.

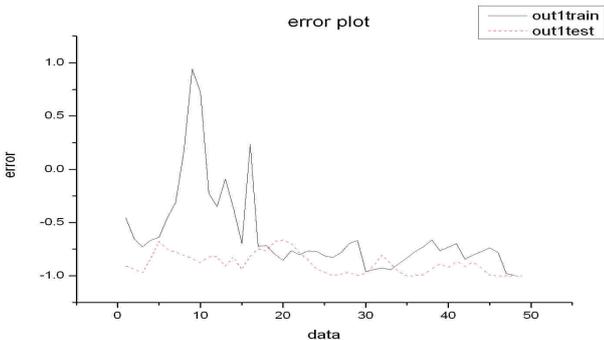
Genetic Algorithm	population size	100
	maximum generation	100
	Crossover rate	0.8
Gradient-based learning	Mutation rate	0.05
	Learning rate	0.05
	Maximum Number of iteration	3000

<표 1> 네트워크 최적화를 위한 GA, 경사학습법 설정

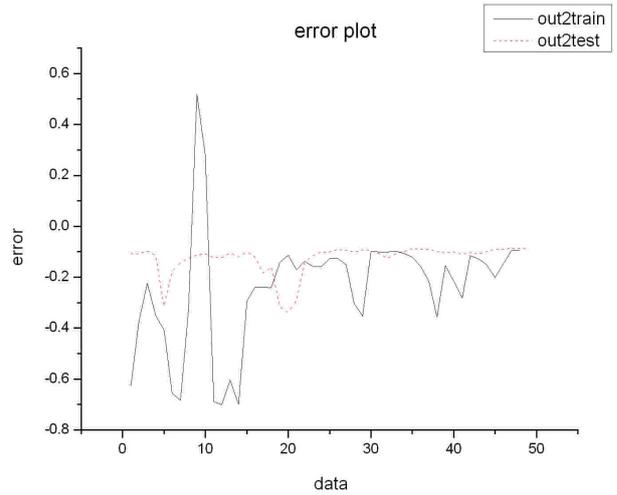
설정된 파라미터를 two-level 유전자 알고리즘과 경사학습법을 통해 최적화된 종속형 구조의 파라미터 값을 확인할 수 있다.



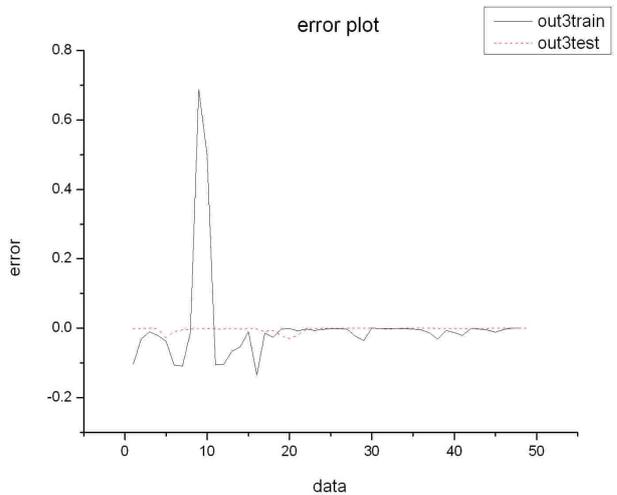
<그림 3> 최적화된 종속형 LP의 파라미터



<그림 4> 첫 번째 종속형 LP의 학습데이터와 시험데이터의 오차 비교



<그림 5> 두 번째 종속형 LP의 학습데이터와 시험데이터의 오차 비교



<그림 6> 세 번째 종속형 LP의 학습데이터와 시험데이터의 오차 비교

### 4. 결 론

본 논문은 풍력발전기의 출력 예측을 알아보기 위하여 종속형 퍼지-뉴럴 네트워크 구조를 제안하였다. 연구 및 실험을 통한 풍력발전기의 출력을 예측하기 위해 이틀 동안의 풍속과 발전출력 데이터를 가지고 48개의 학습데이터와 97개의 테스트데이터를 구축하여 사용하였다. 시스템의 구조는 AND뉴런과 OR뉴런으로 구성된 로직 프로세서가 종속적으로 연결된 구조이며 two-level 유전자 알고리즘을 통하여 최적화하고 경사학습법을 통하여 오차를 최소화하였다. 제안된 시스템의 가장 큰 장점은 출력을 예측하는 데에 있어서 다양한 입력 변수에 따른 시스템의 복잡함을 간단하게 해주는 데에 있으며, 이러한 연구 결과를 통하여 제안된 시스템이 향후 풍력발전 산업 및 신재생 에너지 시스템의 제어 및 운용부분에 있어서 상당히 유용한 정보를 제공할 것으로 예상된다.

### [참 고 문 헌]

- [1] S. Kelouani, 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
- [2] W. PEDRYCZ, M. REFORMAT, C.W. HAN, "Cascade Architectures of Fuzzy Neural Networks", Kluwer Academic Publishers, 3, 5-37, 2004
- [3] 장병탁, "인공지능에 의한 학습 및 최적화", 제어자동화시스템공학회지, 제1권 제3호, 52-58, 1995년 11월
- [4] 김현구, 이영섭, 장문석, 경남호, "월령단지 풍력발전 예보모형 개발에 관한 연구", Journal of the Korean Solar Energy Society, Vol.26, NO.2, 2006