

## 퍼지 신경망 제어를 이용한 부하주파수제어에 관한 연구

◦김 상 호, 한 영 호, 김 경 훈, 정 형 환  
 동아대학교 전기공학과

### A Study on the Load Frequency Control Using Fuzzy-Neural Network Controller

◦S. H. Kim, Y. H. Han, K. H. Kim, H. H. Chong  
 Dept. of Electrical Engineering Dong-A University

**[Abstract]**

This paper presents a fuzzy-neural network controller technique on the load frequency control of two-area power system. Firstly, Fuzzy controller a series of initial selected rules are improved by means of the proposed technique. Secondly, scale factors for error, change rate of error and control input are optimized by the given error back-pagation learning algorithms. Finally, the related simulation results show that the proposed fuzzy neural network controller technique are more powerful than conventional ones.

**1. 서 론**

최근 전력 계통은 전력수요의 급증으로 계통이 복잡·대형화 되어 감에 따라 기본적으로 요구되는 사항은 발전출력량과 그 품질에 대한 소비자의 욕구를 지속적으로 만족시켜야 한다는 것이다. 즉, 전력의 저장량은 크지 않으므로, 발전소에서는 소비자의 요구에 즉각적이며 계속적으로 만족시키기 위한 노력이 필요하게 된다. 따라서, 전기 에너지의 품질을 표시하는 두 개의 상태량인 전압 및 주파수를 허용범위내로 수렴시키는 문제에 대해서 많은 연구가 진행되어 왔다. 최근 신뢰성이 높고 고품질의 전기 에너지 수요의 급격한 증대와 함께 계통간의 연계가 강화되어 전력계통규모도 광대해지고 복잡해짐에 따라 전력계통의 주파수제어는 고도의 제어기법을 요구하게 되었다. 따라서 최근에는 전문가의 지식, 경험, 학습 등에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다.

따라서 퍼지이론의 논리성과 신경회로망의 학습능력을 이용하는 퍼지신경회로망에 대한 연구가 진행되고 있다.

본 연구에서는 전력계통의 2지역 전력계통의 부하주파수 제어에 있어서 최적 퍼지제어기를 구성하여 플랜트의 파라미터 변동이나 외부환경의 변화에 대한 적응성을 검토하기 위해서 신경회로망의 오차 역전파 학습 알고리즘을 사용하여 부하주파수 제어 시스템의 동특성에 대한 3가지 평가함수( $\Delta E, \Delta \dot{E}, \Delta U$ )에 대한 최적 스케일 팩터 기법을 제시한다. 이를 전력계통 부하주파수 제어에 적용하여 종래의 제어기

법인 최적제어기법보다 부하외란에 대한 속응성이 좋고 부하주파수 최대 편차량과 연락선 조류 편차량의 경감 및 도달시간과 정정시간을 최소화 시킬수 있음을 보이고자 한다.

**2. 부하주파수 제어 모델 계통 방정식**

다수의 제어지역이 연계선으로 상호연계선 전력계통에 대한 효율적인 주파수 제어 대책을 검토하기 위하여 2 지역의 모델계통을 주로 사용한다.

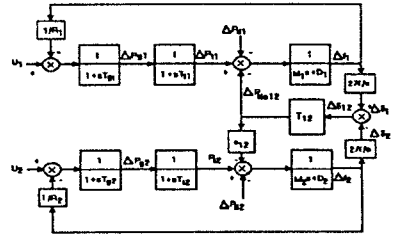


그림 1. 부하주파수제어의 2지역전력계통

그림 1은 2개의 지역으로 분할될 수 있는데 i 지역 계통은 식(1)~(4)와 같은 미분방정식으로 표현될 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \Delta \delta_i = 2\pi \cdot \Delta f_i \tag{1}$$

$$\frac{d}{dt} \Delta f_i = \frac{1}{M_i} (-D_i \cdot \Delta f_i + \Delta P_{ti} - \Delta P_{tieij} - \Delta P_{gi}) \tag{2}$$

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{ti} = \frac{1}{T_{ti}} (-\Delta P_{ti} + \Delta P_{gi}) \tag{3}$$

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{gi} = \frac{1}{T_{gi}} (-\frac{\Delta f_i}{R_i} - \Delta P_{gi} + U_i) \tag{4}$$

$$\Delta \delta_{ij} = \Delta \delta_i - \Delta \delta_j \tag{5}$$

$$\Delta P_{tieij} = P_{tieijmax} (\sin(\delta_{ij}^* + \Delta \delta_{ij}) - \sin \delta_{ij}^*) \tag{6}$$

이때 상태변수는 식(7)과 같이 표현할 수 있다.

$$X_i = [\Delta \delta_i \ \Delta f_i \ \Delta P_{ti} \ \Delta P_{gi}]^T \tag{7}$$

### 3. 퍼지 신경회로망 제어기법

#### 3.1. 퍼지제어기

퍼지제어기에서는 언어적인 형태로 기술된 퍼지 제어의 규칙을 적용하기 위해서 논리적인 실행과정이 필요하다. 이를 퍼지추론이라 하며 몇 가지의 퍼지명제에서 어느 한 명제를 도출하는 것으로, 이는 인간이 행하고 있는 추론법과 유사하다. 퍼지제어 시스템의 일반적인 구성은 사실과 결론을 If-Then 형식으로 조작모델을 서술하는 퍼지제어 룰부와 퍼지입력으로부터 얻어진 결과를 합성하여 아나로그 출력을 연산하는 퍼지 추론부 및 퍼제어 프로세스로 크게 나눌 수 있다. 입력 변수를  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 출력 변수를  $y$ 라고 하면 퍼지추론 룰은 식(8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$R_p: \text{If } x_1 \text{ is } A_{p1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{p2} \dots \text{and Then } y \text{ is } B_p \quad (8)$$

( $p=1, 2, \dots, r$ )

여기서,  $R_p$ 는  $p$ 번째의 룰이고,  $A_{p1}, A_{p2}, \dots, A_{pn}$ 은 입력변수의 퍼지변수,  $B_p$ 는 출력변수의 실수치를 나타낸다. 입력데이터 쌍  $(x_j, y) = (x_1, x_2, \dots, x_n, y)$ 에 대해 식(8)의 추론 결과는 식(9)와 같다.

$$\mu_p = \prod_{j=1}^n \mu_{A_{pj}}(x_j) \quad (9)$$

여기서,  $\mu_{A_{pj}}(x_j)$ 는 퍼지변수  $A_{pj}$ 의 멤버십 함수를 나타낸다. 비퍼지화 방법으로는 최대면적법, 최대높이법, 최대평균법, 중력중심법 등이 있지만, 본 논문에서는 일반적으로 많이 사용되는 Braae-Rutherford의 중력중심법(Center of Gravity Method)을 사용하였으며, 비퍼지화에 의한 최종 출력값  $y^*$ 는 식(10)으로 나타내어진다.

$$y^* = \frac{\sum_{p=1}^r \mu_p \cdot B_p}{\sum_{p=1}^r \mu_p} \quad (10)$$

$$\mu_{A_{pj}}(x_j) = 1 - \frac{2|x_j - C_{pj}|}{W_{pj}}, (j=1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

여기서,  $C_{pj}$ 는 멤버십 함수의 중심값으로 적합도(grade)가 최대가 되는 값이고,  $W_{pj}$ 는 멤버십함수의 폭을 나타낸다.

#### 3.2 다층 신경회로망의 역전파 학습 알고리즘

오차역전파 알고리즘은 Rumelhart에 의해 1986년에 제한되었던 교사신호가 있는 학습방법으로서, 이 학습방법은甘利와 Tsypkin에 의해 제안된 확률적 강하법이라고 불려지는 평가 기준 최소화 학습의 특수한 경우에 해당된다. 오차역전파 학습 알고리즘을 구성하기가 용이하고, 학습률에 따른 수렴성이 우수하여 신경회로망으로 구현하는 제어문제에 많이 사용되고 있다. 전형적인 다층신경회로망은 그림 2와 같이 구성할 수 있다.

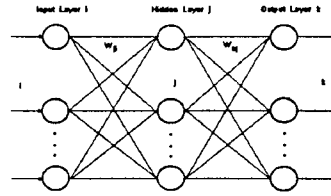


그림 2. 다층신경회로망 구조

상기 단층 신경망을 구성하는 각 뉴런의 입·출력 특성은 출력단의  $k$ 번째 뉴런을 예들들면 다음의 수학적 모델링을 갖는다.

$$f(a, x) = \frac{1}{1 + \exp(-ax)} \quad (12)$$

$$\text{net}_k = \sum_j W_{kj} \cdot \text{OUT}_j \quad (13)$$

$$\text{OUT}_k = f(\text{net}_k) \quad (14)$$

여기서,  $\text{OUT}_k$ 는 중간층에서 뉴런  $j$ 의 출력이며,  $W_{kj}$ 는 출력층의 뉴런  $k$ 와 중간층의 뉴런  $j$ 사이의 가중치(weight)를 나타낸다. 그리고  $a$ 는 뉴런 활성화 함수의 기울기를 나타내는 계수이다.

그림 2의 다층 신경망 출력단에서 전체 오차는 각 뉴런의 출력과 목표지와와의 차이들의 합으로 다음과 같이 구할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (D_k - \text{OUT}_k)^2 \quad (15)$$

여기서,  $D_k$ 는 출력단  $k$ 번째 뉴런의 목표값이며,  $\text{OUT}_k$ 는 출력단  $k$ 번째 뉴런의 출력값을 나타낸다. 식(15)의 오차  $E$ 를 감소시키기 위한 출력단 가중치들의 변화량은 steep descent방법에 의해 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{kj} &= \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \\ &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial \text{net}_k} \\ &= \eta \cdot \delta_k \cdot \text{OUT}_j \end{aligned} \quad (16)$$

$$\delta_k = (D_k - \text{OUT}_k) f'(\text{net}_k) \quad (17)$$

식(16)~(17)에 의한 출력단에서 가중치 변화와는 달리 중간층에서의 가중치 변화량  $\Delta W_{ji}$ 는 다음식에 의해 구해진다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ji} &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \\ &= \eta \delta_j \text{OUT}_i \end{aligned} \quad (18)$$

$$\delta_j = f'(\text{net}_j) \sum_k (\delta_k W_{kj}) \quad (19)$$

식(16)~(19)를 이용하여 각 층에서의 새로운 가중치들은 최종적으로 다음식에 의해 조정된다.

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \Delta W_{kj} + m[W_{kj}(t) - W_{kj}(t-1)] \quad (20)$$

$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji} + m[W_{ji}(t) - W_{ji}(t-1)]$  (21)  
 여기서,  $m$ 은 모멘텀 항(momentum term)이다.

#### 4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

전력계통의 2지역 부하주파수를 제어하는 퍼지-신경망 제어기를 설계하기 위해서는 먼저 일반적인 룰이 생성되어야 한다. 본 시스템에서 사용한 퍼지신경망 제어기의 구성은 그림 3과 같다.

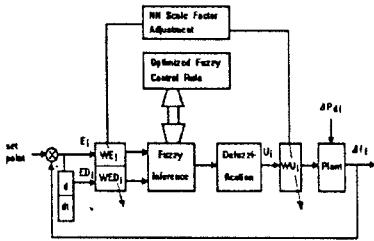


그림 3. 퍼지신경망제어기의 부하주파수제어 구성  
 그림 3에서  $WE_i$ 는 주파수편차,  $WED_i$ 는 주파수 편차변화률,  $WU_i$ 는 제어입력에 대한 SF(Scale Factor)이다. 퍼지제어룰은 식(22)와 같은 형태이다.

If  $e_i$  is  $A_{j1}$  and  $ed_i$  is  $A_{j2}$  Then  $\Delta u_i$  is  $B_j$  (22)

여기서,  $e_i$ 는 제어대상 지역의 출력치와 목표치와의 편차이고,  $ed_i$ 는 편차의 변화율이며  $\Delta u_i$ 는 제어시스템의 제어량을 표시한다. 전건부와 후건부의 언어적 변수는 오차와 오차변화률에 대해 각각 5개로 구성되며 전체적인 제어규칙은 표2와 같다. 제시된 제어규칙에 대한 멤버십 함수는 그림4와 같다.

$U_i$	$E_i$				
	NB	NS	ZO	PS	PB
$ED_i$	PB	ZO	PS	PB	PB
	PS	NS	ZO	PS	PB
	ZO	NB	NS	ZO	PS
	NS	NB	NB	NS	ZO
	NB	NB	NB	NB	NS

표 2. 퍼지제어기의 제어규칙

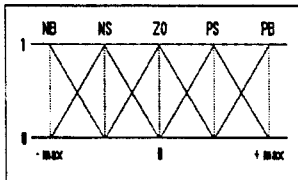
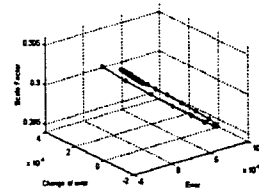


그림 4.  $E_i, ED_i, U_i$  멤버십함수

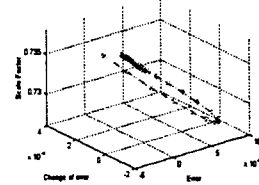
그림 3에서 볼 수 있는 바와 같이 퍼지제어기가 주제어부가 되며 신경회로망이 퍼지제어기의 입력

스케일 팩터를 학습하는 구조를 가진다. 퍼지제어기의 출력이 플랜터의 입력으로 인가되고 그 플랜터의 출력은 피드백된다. 이 출력을 기준 입력과 비교하여 그 오차값이 퍼지제어기의 입력변수가 되며, 이 오차값과 샘플링 이전의 스케일 팩터값을 이용하여 신경회로망의 학습신호를 계산하게 된다. 신경회로망은 오차값과 그 시간 변화률에 따른 적절한 입력 SF값을 출력하기 위해 온라인으로 학습한다. 신경회로망 모델은 다층 퍼셉트론을 사용하여, 학습 알고리즘으로 오차역전파(Error Backpropagation Algorithm : EBPA)을 이용한다. 신경회로망은 오차신호를 학습하여 오차신호에 따른 적절한 SF값을 출력하게 된다. 오차 신호가 클 경우 신경회로망의 출력 뉴런은 작은 값을 출력하고 오차 신호가 작을 경우에는 큰 값을 출력하게 된다. 학습이 이루어 질수록 오차에 대한 스케일 팩터의 특징값으로 수렴을 하게 된다.

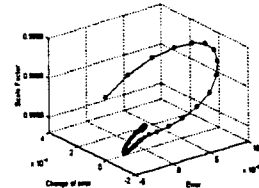
이와 같이 1, 2지역에 대한 각 스케일 팩터는 그림 5, 6과 같고, 이것을 적용한 시뮬레이션 결과는 그림 7과 같다. 이와 같이 스케일팩터를 조정함으로써  $\Delta f_1$  및  $\Delta f_2$ 의 도달 시간과 정정시간을 더욱 경감시킬 수 있을 뿐만 아니라 연락선 조류편차도 현저히 줄일 수 있었다.



(a)  $WE_1$

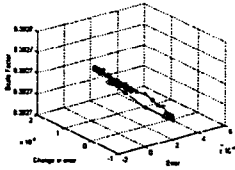


(b)  $WED_1$

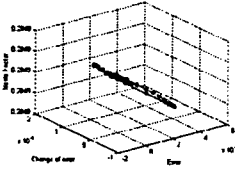


(c)  $WU_1$

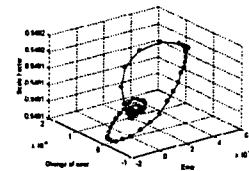
그림 5. 1지역에서의  $WE_1, WED_1, WU_1$ 의 스케일 팩터



(a)  $WE_2$

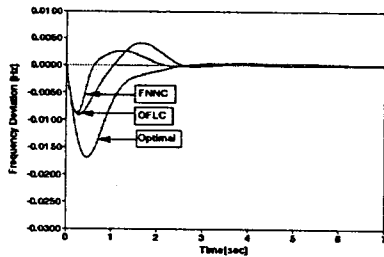


(b)  $WED_2$

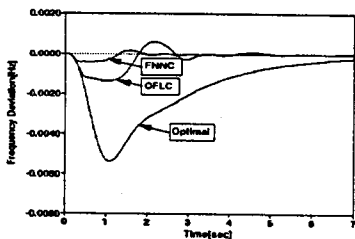


(c)  $WU_2$

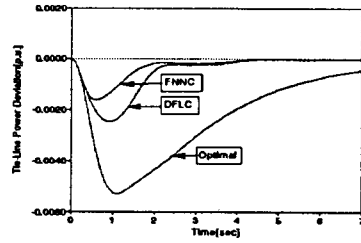
그림6. 2지역에서의  $WE_2, WED_2, WU_2$ 의 스케일팩터



(a)  $\Delta f_1$



(b)  $\Delta f_2$



(c)  $\Delta P_{tie12}$

그림7. 퍼지신경망에 의한  $\Delta P_{tie12}$  및  $\Delta f_1, \Delta f_2$ 의 응답

## 5. 결론

본 논문에서는 2지역 계통의 부하주파수 제어를 위한 퍼지 신경회로망 제어 기법을 제안하였다. 시뮬레이션을 통해서 종래의 최적제어기법과 결과를 비교 검토하였다.

스케일 팩터 조정기법은 초기 퍼지 제어규칙을 규칙개선 기법을 통해 최적화 시키고 시스템의 응답을 잘 나타낼수 있는 최적의 스케일 팩터를 신경회로망으로 학습을 하였다. 이를 모델계통에 적용해 본 결과 1, 2지역의 주파수 편차량의 도달시간과 정정 시간을 현저히 감소 시킬 수 있었다.

## [참 고 문 헌]

- [1] M. J. Willis, G. A. Momtague, C. D. Massimo, and M. T. Tham, "Artificial Neural Networks in process Estimation and Control", Automatica, Vol. 1, pp. 1181-1187, 1992.
- [2] Panos J. Antsaklis, "Neural Networks in Control Systems", April, 1992.
- [3] B. Bavarian, Guest Ed, "Special Issue on Neural Networks for Systems and Control", IEEE Control System Magazines, Vol. 8, No. 2, pp. 3-31, April, 1988.
- [4] Bart Kosko, "Neural networks and Fuzzy systems", Prentice-Hall, 1992.
- [5] Simon Haykin, "Neural Networks", Macmillan College Publishing Company, 1994.
- [6] Ollei I. Elgerd, Charles E. Fosha, "Optimum megawatt frequency control of multiarea electric energy systems", IEEE Trans., on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-89, No. 4, pp. 556-563, 1970.
- [7] Charles E. Fosha, Ollei I. Elgerd, "The magawatt frequency control problem :A new approach via optimal control theory " IEEE Trans, on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-80, No. 4, pp. 563-577, 1970.