

# 부하주파수제어를 위한 퍼지-신경망 제어기에 관한 연구

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

정형환 · 김상효 · 주석민 · 정문규

동아대학교 전기공학과

Hyeng-Hwan Chung · Sang-Hyo Kim · Seok-Min Joo · Mun-Kyu Chung  
Dept. of Electrical Engineering Dong-A University

### Abstract

This paper proposed a optimal scale factors technique of a fuzzy-neural network for a load frequency control of two areas power system. The optimal scale factors control technique is optimize from an initial fuzzy logic control rule, and then is learned with an error back propagation learning algorithm of the fuzzy-neural network. In application two areas the load frequency control of the power system, it hopes to have response characteristic better than the optimal control technique which is the conventional control technique and to show to minimize a frequency deviation and reaching and settling time of a tie line power flow deviation

### I. 서론

전력계통의 부하주파수 제어는 계통운용 및 제어에 있어서 주요한 과제중의 하나이다. 항상 발생하는 부하변동에 대해서 각 지역내의 주파수 및 연계선 조류편차를 허용치 내로 수렴시키기 위하여 계통내에 있는 조정용 발전소의 유효전력 출력을 조정한다. 전력계통에 있어서 기본적으로 요구되는 사항은 발전출력량과 그 품질에 대한 소비자의 욕구를 지속적으로 만

족시켜야 한다는 것이다. 이는 전력의 저장량은 크지 않으므로, 발전소에서는 소비자의 요구에 즉각적이며 계속적으로 만족시키기 위한 노력이 필요하게 된다[1]. 그러므로 전기 에너지의 품질을 표시하는 두 개의 상태량인 전압 및 주파수를 허용범위내로 수렴시키는 문제에 대해서 많은 연구가 진행되어 왔다 [2-4]. 최근 신뢰성이 높고 고품질의 전기 에너지 수요의 급격한 증대와 함께 계통간의 연계가 강

화되어 전력계통규모도 광대해지고 복잡해짐에 따라 전력계통의 주파수 제어는 고도의 제어기법을 요구하게 되었다. 따라서 최근에는 전문가의 지식, 경험, 학습 등에 대한 퍼제어기와 신경회로망에 대한 연구가 진행되고 있다[5-7].

신경망 이론과 퍼지 이론이 갖는 각각의 단점을 보완하고 장점을 강화하기 위해 퍼지와 신경망을 결합시킨 퍼지 신경망제어기에 대한 연구가 시도되고 있다. 퍼지와 신경망을 결합시킨 퍼지-신경망제어기는 신경망학습시 초기 값을 퍼지규칙에 근거한 값을 가지고 학습하므로 학습시간이 단축된다. 그리고 퍼지제어기의 정상상태에서 가지는 수렴오차는 신경망에 의해 개선되어서 퍼지-신경망 제어는 수렴오차가 설정치에 수렴하게 된다.

본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 퍼지논리제어기에 미지의 플랜트 및 주위환경의 변화에 적용할 수 있도록 하는 퍼지-신경망 제어기(Fuzzy-Neural Network Controller : FNNC)의 구조 및 알고리즘을 제안하여, 2지역 전력계통의 부하주파수 제어에 있어서 최적퍼지제어기를 구성하고 플랜트의 파라미터 변동이나 외부환경의 변화에 대한 적응성을 검토하여, 오차역전과 학습 알고리즘을 사용하여 부하주파수 제어 시스템의 동특성의 평가함수  $\Delta E$ ,  $\Delta E$ ,  $\Delta U$ 에 대한 최적 스케일 팩터(Scale Factor : SF)기법을 제시하고자 한다. 이를 전력계통 부하주파수 제어에 적용하여 종래의 제어기법인 최적퍼지제어기(Optimal Fuzzy Logic Controller:OFLC)와 최적제어(Optimal Control)에 적용시켜 제안한 FNNC 기법이 부하외란에 대한 적응성이 좋고 부하주파수 최대 편차량과 연락선 조류편차량의 경감 및 도달시간과 정정시간을 최소화 시킬수 있음을 보이고자 한다.

## II. 부하주파수제어 모델 방정식

### 2.1 모델계통 방정식

다수의 제어 지역이 상호 연계된 전력 계통의 효율적인 주파수 제어 대책을 검토하기 위하여 C. E. Fosha 등이 제안한 2지역의 제어 모델계통을 주로 사용한다. 이는 Fosha 등이 9차계로 선형 모델 화하여 연구한 이래 다지역 전력 계통의 부하주파수 제어에 대한 연구 모델로 많이 이용되고 있다[8-9].

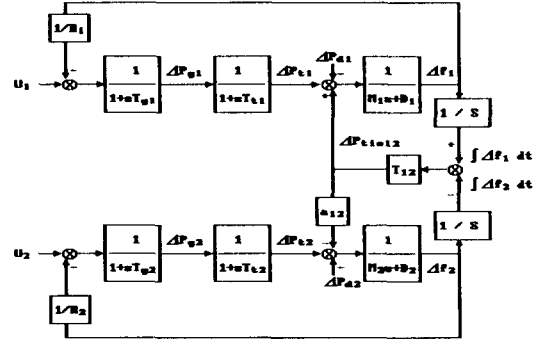


Fig. 1 Block-diagram for LFC of 2-area Power system.

그림 1을 기초로한 2 지역 계통의 선형 모델 상태 방정식은 식(1)과 같이 표현될 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}\mathbf{U}(t) + \mathbf{\Gamma}\Delta P_d \quad (1)$$

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{X}(t)$$

### 2.2 최적제어[4,7]

2차 형식의 평가 함수를 제어 시간  $t_f$ 에 대해 식 (2)로 정의한다.

$$J = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} [\mathbf{X}^T(t)\mathbf{Q}\mathbf{X}(t) + \mathbf{U}^T(t)\mathbf{R}\mathbf{U}(t)]dt \quad (2)$$

식(2)의 평가 함수를 최소화하는 최적제어 입력  $\mathbf{U}(t)$ 는 식(3)과 같이 주어진다.

$$\mathbf{U}(t) = -\mathbf{K}\mathbf{X}(t) \quad (3)$$

$$\text{단, } \mathbf{K} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{B}^T\mathbf{P}$$

이다. 이때,  $\mathbf{P}(t)$ 는 식(4)를 만족하는 정상 Riccati 방정식의 해이다.

$$PA + A^T P + Q - PBR^{-1}B^T P = 0 \quad (4)$$

### III. 퍼지-신경회로망 제어기법

#### 3.1 퍼지제어 [5-6]

퍼지제어기는 퍼지집합 이론의 한 응용 분야로 최근 공정 제어나 가전 및 산업 전자 분야에서 매우 활발히 연구되고 있다. 특히 시스템의 특성이 복잡하며 입·출력 관계의 정량적 분석이 어렵거나 얻어지는 정보가 정성적이고 부정확한 경우에 기존의 제어기들에 비해 우수한 결과를 나타낸다. 그림 2는 퍼지 제어기의 일반적 구성도를 나타낸 것으로 크게 4가지 구성요소 즉, 퍼지화부(Fuzzifier), 추론 엔진부(Inference Engine), 퍼지 규칙 베이스부(Fuzzy Rule Base) 및 비퍼지화부(Defuzzifier)로 나누어진다.

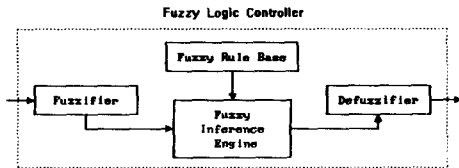


Fig. 2 A typical organization of fuzzy logic controller

퍼지제어 규칙은 If-then 형식으로, If 뒤에는 전제조건 또는 전건부인 사실과 Then 뒤에는 후건부 또는 조작부인 결론으로 구성된다. 이를 부하주파수 제어 시스템의  $i$ 지역에 대한  $k$  번째 Rule은 식(5)와 같다.

$$R_k: \text{If } E_i \text{ is } A_{ik1} \text{ and } ED_i \text{ is } A_{ik2} \text{ then } U_i \text{ is } B_{ik} \quad (5)$$

퍼지추론을 하기 위해서는 우선 퍼지화에 따른 멤버십 함수가 정의되어야 한다. 본 논문에서는, 일반적으로 많이 사용되고 계산하기에 편리한 그림3과 같은 삼각형 멤버십함수를 사용

하였다. 전건부와 후건부의 삼각형 멤버십 함수를 발생시키기 위한 모형이다, 이때 삼각형 멤버십 함수에 있어 파라미터  $\mu_{A_{ik}(x_k)}$ 의 결정은 식(6)에서 계산된다.

$$\mu_{A_{ik}(x_k)} = 1 - \frac{2|x_k - CE_{ik}|}{WD_{ik}} \quad (6)$$

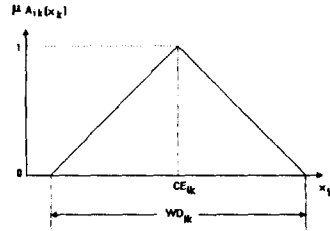


Fig. 3 Symmetric triangular membership functions.

여기서,  $CE_{ik}$ 는 멤버십 함수의 중심값으로 적합도가 최대가 되는 값이고,  $WD_{ik}$ 는 멤버십 함수의 폭을 나타낸다.

그리고, 비퍼지화 방법으로는 일반적으로 많이 사용되는 Braae-Rutherford의 중력중심법(Center of Gravity Method)을 사용하였으며, 비퍼지화에 의한 최종 출력값  $U_i^*$ 은 식(7)과 같이 나타내어진다.

$$U_i^* = \frac{\sum_{k=1}^n [\mu_{A_{ik1}(E_i)} \wedge \mu_{A_{ik2}(ED_i)}] \cdot \overline{U}_{ik}}{\sum_{k=1}^n [\mu_{A_{ik1}(E_i)} \wedge \mu_{A_{ik2}(ED_i)}]} \quad (7)$$

#### 3. 2 다층 신경회로망의 역전파 학습 알고리즘

오차역전파 알고리즘은 Rumelhart에 의해 1986년에 제안되었던 교사신호가 있는 학습방법으로서, 이 학습방법은甘利와 Tsytkin에 의해 제안된 확률적 강하법이라고 불리는 평가 기준 최소화 학습의 특수한 경우에 해당된다. 다층신경회로망은 그림4와 같이 구성할 수 있다[6-8].

다층 신경망을 구성하는 각 뉴런의 입-출력 특성은 출력단의 k번째 뉴런을 예를들면 식 (7)~(9)와 같은 수학적 모델링을 갖는다.

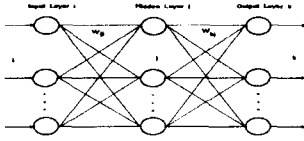


Fig. 4 Architecture of neural network

$$f(\alpha, x) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha x)} \quad (7)$$

$$\text{net}_k = \sum_j (W_{kj} \cdot \text{out}_j) \quad (8)$$

$$\text{out}_k = f(\text{net}_k) \quad (9)$$

그림 4의 다층 신경망 출력단에서 전체 오차는 식(10)과 같이 구할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - \text{out}_k)^2 \quad (10)$$

식(10)의 오차 E를 감소시키기 위한 출력단 가중치들의 변화량은 최급강화(steepest descent)법에 의해 식(11)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{kj} &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \\ &= \eta \cdot \delta_k \cdot \text{out}_j \end{aligned} \quad (11)$$

여기서,  $\eta$ 는 학습율을 나타내고  $\delta_k$ 는 역방향으로 전달되어 오는 오차이다. 식(11)에서 출력단의 가중치 변화와는 달리, 중간층에서의 가중치 변화량  $\Delta W_{ji}$ 는 식(12)에 의해 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ji} &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \\ &= \eta \delta_j \text{out}_i \end{aligned} \quad (12)$$

식(11)~(12)에서 각 층의 가중치들은 최종적으로 식(12), (13)에 의해 조정된다.

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji} + m[W_{ji}(t) - W_{ji}(t-1)] \quad (13)$$

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \Delta W_{kj} + m[W_{kj}(t) - W_{kj}(t-1)] \quad (14)$$

### 3. 3 FNNC에 의한 전력계통에의 적용

본 논문에서는 제어대상의 특성이 변화되거나 부하의란에 대해 적응성을 갖도록 부하주파수 제어에 대한 FNNC를 설계하였다. 본 시스템에서 사용한 퍼지 신경망 제어기의 구성은 그림 5와 같다.

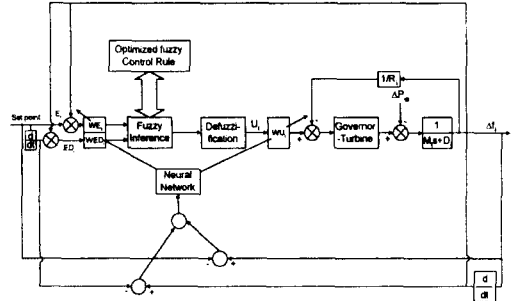


Fig. 8 Block-diagram of Two-area Power System with Fuzzy-Neural Network Controller

그림5에서 볼 수 있는 바와 같이 퍼지제어기가 주제어부가 되며 신경회로망이 퍼지제어기의 입력 스케일 팩터를 학습하는 구조를 가진다. 퍼지제어기의 출력이 플랜터의 입력으로 인가되고 그 플랜터의 출력은 피드백 된다. 이 출력을 기준 입력과 비교하여 그 오차 값이 퍼지제어기의 입력변수가 되며, 이 오차값과 샘플링 이전의 스케일 팩터값을 이용하여 신경회로망의 학습 신호를 계산하게 된다. 신경회로망은 오차값과 그 시간 변화물에 따른 적절한 입력 스케일팩터 값을 출력하기 위해 온라인으로 학습한다. 신경회로망 모델은 다층 퍼셉트론을 사용하여, 학습알고리즘으로 오차역전파(Error Backpropagation Algorithm : EBPA)을 이용한다.

그림5에서  $WE_i$ 는 주파수편차,  $WED_i$ 는 주파수편차변화율,  $WU_i$ 는 제어입력에 대한 스케일팩터이다. 본 논문에서 사용한 FNNC의 전건부 및 후건부의 멤버십 함수는 각각 5개의

삼각형 퍼지 변수를 사용하였다. 이때의 멤버쉽 함수의 중심값 및 폭은 표1에 나타내었다.

Table 1 Center and width values of membership functions

		NB	NS	ZO	PS	PB
$E_i$	$CE_{E_i}$	-2.0	-1.0	0.0	1.0	2.0
	$WD_{E_i}$	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0
$ED_i$	$CE_{ED_i}$	-2.0	-1.0	0.0	1.0	2.0
	$WD_{ED_i}$	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0
$U_i$	$C_{U_i}$	-2.0	-1.0	0.0	1.0	2.0

주과수 및 연계선 조류편차를 감소시키기 위해서는 설계자가 직접 퍼지논리 제어기의 소속함수나 스케일팩터를 구해야 하는 번거로움이 발생하게 된다. 따라서 본 논문에서는 오차에 관한 최적의 스케일 팩터를 찾기 위해서 학습능력의 장점을 지닌 신경회로망을 구성하여 최적의 스케일팩터 ( $WE_i$ ,  $WED_i$ ,  $WU_i$ )를 자동 조정 하였다. 이때 신경회로망 구성은 오차최소화 방법중의 하나인 오차역전파 학습 알고리즘을 이용하였으며, 학습시간을 단축하기 위하여 모멘텀법을 사용하였다. 모멘텀법은 (t-1)시간에서 구하여진 오차의 변화량  $\Delta W(t-1)$ 에 일정한 모멘텀상수 m을 곱한 값을 현재시간 t에서 오차의 변화량  $\Delta W(t)$ 에 더하여 구할 수 있으며, 중간층과 출력층의 가중치 변화량은 식(13)~(14)에서 구할 수 있다.

스케일팩터의 학습계수  $WE_i$ ,  $WED_i$ ,  $WU_i$ 는 식(15)와 같이 제어기의 실제 입력공간  $E_i \times ED_i \times U_i$ 을 퍼지입력공간  $X_1 \times X_2 \times X_3$ 으로 변환 시키고 입력 공간의 크기를 조정하기 때문에 제어기 성능에 중요한 영향을 미친다.

$$\begin{aligned} X_1 &= E_i \cdot WE_i \\ X_2 &= ED_i \cdot WED_i \\ X_3 &= U_i \cdot WU_i \end{aligned} \quad (15)$$

그러므로 FNNC의 성능을 향상시키기 위해서

스케일 팩터를 오차역전파 학습 알고리즘으로 조정하였다. 스케일 팩터 변화량은 식(16)~(18)과 같다.

$$WE_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial WE_i} = -\eta \cdot \delta_k \cdot E_i \quad (16)$$

$$WED_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial WED_i} = -\eta \cdot \delta_k \cdot ED_i \quad (17)$$

$$WU_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial WU_i} = -\eta \cdot \delta_k \cdot U_i \quad (18)$$

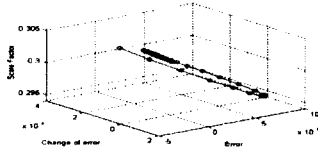
#### IV. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 논문에서는 최적퍼지-신경망제어기를 구성하여 전력계통의 부하주과수 제어에 적용하였다. 이때 퍼지제어의 단점인 잔류편차를 제거하기 위해 플랜트의 파라미터 변동이나 외부환경의 변화에 대한 적응성이 있는 오차역전파 학습알고리즘을 사용하여 최적의 스케일 팩터를 학습에 의해 구하게 된다.

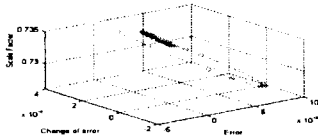
시뮬레이션에 사용한 신경회로망은 입력층2개 중간층 10개 출력층 3개의 뉴런으로 구성되며, 본 논문에서 사용한 시스템의 각 계통 용량  $P_{r1} = P_{r2} = 2,000[\text{MW}]$  이고, 연계선 용량  $P_{\text{tiemax}} = 200[\text{MW}]$ 이며, 지역간 전압 위상 차의 평형치  $\delta_{12}^* (= \delta_1^* - \delta_2^*) = 30 [\text{deg}]$ , 계통용량비  $a_{12} = -P_{r2} / P_{r1} = -1$  이다.

제한한 FNNC의 유용성을 검증하기 위해 1지역에서만 지속적인 부하변동  $\Delta P_{d1} = 0.01[\text{p.u}]$ 이 발생하였을 때 하였다. 이때 제안한 제어기법인 FNNC와 비교할 종래의 제어기법으로는 최적 제어기법(Optimal Control)과 최적의 퍼지 Rule을 선정한 최적퍼지 제어기법(Optimal Fuzzy Logic Controller : OFLC)의 응답특성과 비교하였다. 따라서 종래의 제어기법과 최적 스케일팩터 기법에 의한 FNNC에 의한 제어기법 응답특성을 비교 검토하였다. 먼저 1지역에 대한 각 스케일 팩터 변화에 따른 응답특성은 그림 6과 같다. 학습이 이루어 질수록 오차에 대한 스케일 팩터는 특정한 값으로 수렴하게

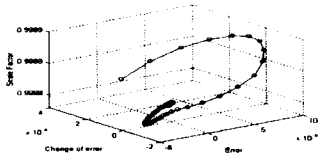
된다. 이때  $WE_1 = 0.304$ ,  $WED_1 = 0.734$ ,  
 $WU_1 = 0.9968$ 로 수렴하였다.



(a)  $WE_1$



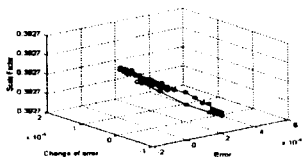
(b)  $WED_1$



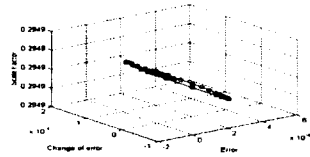
(c)  $WU_1$

Fig 6. Scale Factors of  $WE_1$ ,  $WED_1$ ,  $WU_1$  at areal

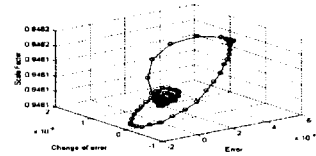
그리고, 2지역에 대한 각 스케일 팩터 변화에 따른 응답특성은 그림 7과 같다. 1지역에서와 같은 방법으로 결정된 각 스케일 팩터를 이때  $WE_1=0.3927$ ,  $WED_1=0.2949$ ,  $WU_1=0.9481$ 로 수렴하였다.



(a)  $WE_2$



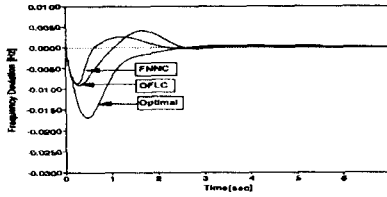
(b)  $WED_2$



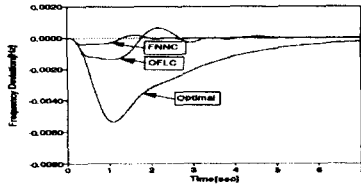
(c)  $WU_2$

Fig. 7 Scale Factors of  $WE_2$ ,  $WED_2$ ,  $WU_2$  at area2

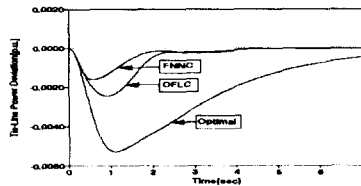
그림8은 1, 2지역 모두 스케일 팩터를 부가하여 제어한 결과로서 종래의 제어기법인 최적제어, 최적퍼지제어, 제안한 FNNC에 대한 각 지역의 주파수편차와 연계선 조류편차의 응답특성을 나타내고 있다. 이때 그림 8의 (a)는 1지역에 대한 주파수의 최대편차량으로 비교대상의 제어기법들보다는 주파수 최대편차량을 경감시킴을 알 수 있었다. 종래의 제어기법들보다 초기과도상태에서 빠른응답을 나타내었다. 그림 8의 (b)는 2지역의 주파수 편차량의 응답특성을 나타내고 있다. 여기에서도 제안한 FNNC 기법이 최적제어 및 OFLC보다 주파수 최대편차량을 경감시켰을 뿐만 아니라 도달시간도 줄일 수 있었다. 또한 그림8의 (c)는 연계선 조류편차량 역시 제안한 FNNC 기법의 응답특성이 종래의 제어기법들보다 우수한 특성을 나타내었을 뿐만아니라 도달시간에 있어서도 최소화됨을 알 수 있었다.



(a)  $\Delta f_1$



(b)  $\Delta f_2$



(c)  $\Delta P_{tie12}$

Fig. 8 Responses of  $\Delta P_{tie12}$ ,  $\Delta f_1$  and  $\Delta f_2$  by Fuzzy-Neural Network.

## V. 결론

본 논문에서는 신경망 이론과 퍼지 이론이 갖는 각각의 단점을 보완하고 장점을 강화하기 위해 퍼지와 신경망을 결합시킨 FNNC를 이용하여 2지역 전력계통의 부하주파수제어를 위하여 퍼지-신경회로망의 최적스케일 팩터 조정기법을 제안 하였다. 스케일팩터 조정기법은 초기 퍼지 제어규칙을 규칙개선 기법을 통해 최적화 시키고 시스템의 응답특성을 잘 나타낼 수 있는 최적의 스케일 팩터를 신경회로망의

오차역전과 학습알고리즘을 이용하여 학습하였다. 이를 초기 퍼지 제어규칙을 모델계통에 적용해 본 결과 스케일 팩터를 조정하지 않고도 종래의 제어기법인 최적제어보다 양호한 응답특성을 얻을수 있었지만 도달시간과 정정시간에서 다소 미흡하였다. 최적 스케일 팩터를 부가함으로써 1, 2지역의 주파수편차량의 도달시간과 정정시간을 현저히 감소시킬수 있었으며 특히 2지역 주파수 편차량의 수렴시간이 단축되었음을 볼 수 있고, 연계선 조류 편차량이 있어서는 매우 우수한 응답특성을 나타내었다.

## 참고 문헌

- [1] N. N. Bengiamin & W.C. Chan, "Multilevel Load-Frequency Control of Interconnected Power Systems, " Proc. IEE, Vol. 125, No.6, pp. 521-526, 1990.
- [2] C. E. Fosha, O. I. Elgerd, "The megawatt-frequency control problem : A new approach via optimal control theory", IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-80, No. 4, pp.553-577, 1970.
- [3] 정형환, 정동일, 주석민, "자기조정 퍼지제어기에 의한 전력계통안정화에 관한연구", 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지, Vol. 5, No. 2, pp. 58-69, 1995.
- [4] O. I. Elgerd & C.E. Fosha, " Optimum Megawatt-Frequency Control of Multiarea Electric Energy System," IEEE Trans, PAS-89, No.4, pp.556-563, 1970.
- [5] Shin-ichi H., Takeshi F. & Yoshiki Uchikawa ; On Identification of Structures in Premises of a Fuzzy Model using a FNN ; IEEE, pp 661-666, 1993.
- [6] C. T. Lin and C. S. George Lee, " Neural Fuzzy systems", Prentice-Hall, 1996.
- [7] Junhong Nie and Derek A. Linkens,"

Fuzzy-Neural Control ", Prentice-Hall, 1995.

[8]Yoshibumi Mizutani,"A Suboptimal Control for Load Frequency Control System Using a Area Decomposition Method," JIEE, Vol. 98, No.12, pp.971-978, 1978.

[9] K. Venkateswarlu, A. K. Mahalanabis, "Design on decentralized load - freauency regulators" , Proc. IEE, Vol. 124, No. 9, pp. 817-821, 1977.