

# 퍼지-신경망 제어를 이용한 2지역 계통의 부하주파수제어에 관한연구

論 文

48A-2-1

## A Study on the Load Frequency Control of 2-Area Power System using Fuzzy-Neural Network Controller

鄭亨煥\* · 金相孝\*\* · 朱碩珉\*\*\* · 李丁必<sup>§</sup> · 李東喆<sup>§§</sup>

(Hyeng-Hwan Chung · Sang-Hyo Kim · Seok-Min Joo · Jeong-Phil Lee · Dong-Chul Lee)

**Abstract**-This paper proposes the structure and the algorithm of the Fuzzy-Neural Network Controller(FNNC) which is able to adapt itself to unknown plant and the change of circumstances at the Fuzzy Logic Controller(FLC) with the Neural Network. This Learning Fuzzy Logic Controller is made up of Fuzzy Logic Controller in charge of a main role and Neural Network of an adaptation in variable circumstances. This construct optimal fuzzy controller applied to the 2-area load frequency control of power system, and then it would examine fitness about parameter variation of plant or variation of circumstances. And it proposes the optimal Scale Factor method using three performance functions ( $\Delta E$ ,  $\Delta \dot{E}$ ,  $\Delta U$ ) of system dynamics of load frequency control with error back-propagation learning algorithm. Applying the controller to the model of load frequency control, it is shown that the FNNC method has better rapidity for load disturbance, reduces load frequency maximum deviation and tie line power flow deviation and minimizes reaching and settling time compared to the Optimal Fuzzy Logic Controller(OFLC) and the Optimal Control for optimization of performance index in past control techniques.

**Key Words** : Load Frequency Control , Optimal Fuzzy Logic Controller(OFLC), Neural Network, Optimal Control, Fuzzy-Neural Network Controller(FNNC), Scale Factor(SF)

### 1. 서 론

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 발전 출력량과 그 품질에 대한 소비자의 욕구를 지속적으로 만족시켜야 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 허용 범위 내로 수렴시키는 문제에 대해서 많은 연구가 진행되어 왔다 [2-8].

최근 신뢰성이 높고 고품질의 전기 에너지 수요의 급격한 증대와 함께 계통간의 연계가 강화되어 전력계통규모도 광대

해지고 복잡해짐에 따라 전력계통의 주파수제어는 고도의 제어기법을 요구하게 되었다. 따라서, 최근에는 전문가의 지식, 경험, 학습 등에 대한 퍼지 제어기와 신경회로망에 대한 연구가 진행되고 있다[9-13].

퍼지제어는 전문가의 경험을 소속함수나 제어규칙으로 표현하여, 플랜트의 제어량을 퍼지추론(fuzzy inference)에 의해 결정된다. 그러므로 기존의 제어에 비해 논리적이고, 언어적인 제어의 특징을 가지고 있으므로 부정확하고 애매한 정보를 처리할 수 있는 능력을 갖고 있다. 그러나 퍼지규칙 베이스 구성시 전문가의 주관적인 경험에 의존한다. 또한 전문가라 할지라도 경험적 지식을 퍼지규칙 베이스(fuzzy rule base)로 구성하기 어려운 경우가 많으며, 이러한 퍼지규칙 베이스를 구성하였다 하더라도 규칙 베이스를 생성하거나 추론하는데 많은 시간이 소비되며 제어규칙의 최적화 문제가 발생한다[14-16].

한편, 신경망은 입·출력의 정보로부터 입·출력 관계를 학습함으로써 자동적으로 지식획득(Knowledge Acquisition)이 가능하고, 정보의 분산처리에 의한 오차 보간 능력과 외란에 대한 강인성 및 적응 능력 등의 장점을 갖는다. 이와 반면에 신경망 제어구조에서는 언어적인 제어가 아니라 수치적인 제어로 인하여 제어능력에 많은 재해요인이 발생하여, 신경망 학습시 지역적 최소치(local minimum)에 빠질 수 있다는 문제점을 갖는다[17-18].

퍼지 제어기의 정상상태에서 가지는 수렴오차는 신경망의 학습에 의해 조정해야 한다.

\* 正 會 員 : 東亞大 工大 電氣工學科 教授 · 工博  
\*\* 正 會 員 : 東亞大 大學院 電氣工學科 博士課程 修了  
\*\*\* 正 會 員 : 東亞大 情報通信研究所 特別研究員 · 工博  
<sup>§</sup> 準 會 員 : 東亞大 大學院 電氣工學科 碩士課程  
<sup>§§</sup> 正 會 員 : 釜慶大 工大 電氣工學科 教授 · 工博  
接受日字 : 1998年 7月 6日  
最終完了 : 1998年 12月 31日

한편, 퍼지 제어기는 설계시에 제어규칙과 멤버쉽 함수 등이 실 계통에 적용되었을 때 최적한 제어성능을 나타내기 위해서는 초기 제어규칙의 선정, 파라미터 조정, 제어변수의 수량화 레벨(Quantized level) 선정 등에 대한 어려움과 정상상태에서의 오차상존 등에 대한 문제점이 지적되고 있다. 그러므로 퍼지 제어기는 제어규칙의 조정 및 멤버쉽 함수와 입·출력 변수에 대한 스케일 팩터 조정 등을 통해서 제어성능을 향상시켜야 한다. 그러나 종래의 이러한 방법은 최적한 스케일 팩터를 구하기 위해 많은 노력이 요구되었고, 또한 폭이 등간격으로 조정되므로 인해 고정도 제어는 사실상 불가능하다. 또한 부하의 변동에 따라 제어규칙의 조정 및 멤버쉽 함수와 입출력 변수에 대한 스케일 팩터(Scale Factor : SF)를 재조정 해야하는 문제점이 발생하게 된다.

따라서 스케일 팩터를 재조정하지 않고 신경회로망의 학습 기법인 오차 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 부하의 변동에 대해서도 적응성이 있는 퍼지-신경망 제어기를 구성하였다. 이러한 신경망 이론과 퍼지 이론이 갖는 각각의 단점을 보완하고 장점을 강화하기 위해 퍼지와 신경망을 결합시킨 퍼지-신경망 제어기에 대한 연구가 시도되고 있다.

퍼지와 신경망을 결합시킨 퍼지-신경망 제어기는 신경망 학습시 초기값을 퍼지규칙에 근거한 값을 가지고 학습하므로 학습시간이 단축된다.

본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 퍼지 논리 제어기에 미지의 플랜트 및 주위환경의 변화에 적응할 수 있도록 하는 퍼지-신경망 제어기(Fuzzy-Neural Network Controller : FNNC)의 구조 및 알고리즘을 제안한다. 이때 학습 퍼지논리 제어기는 주된 기능을 담당하는 퍼지논리 제어기(Fuzzy Logic Controller : FLC)와 시스템의 환경변화에 대해 적응성을 갖도록 신경회로망(Neural Network : NN)으로 구성된다.

이를 2지역 전력계통의 부하주파수 제어에 적용시켜 최적 퍼지 제어기를 구성하고 플랜트의 파라미터 변동이나 외부환경의 변화에 대한 적응성을 검토하고자 한다. 또한 오차 역전파 학습 알고리즘을 사용하여 부하주파수 제어 시스템의 동특성의 3가지 평가함수 ( $\Delta E$ ,  $\Delta \dot{E}$ ,  $\Delta U$ )에 대한 최적 스케일 팩터 기법을 제시한다.

이를 전력계통 부하주파수 제어에 적용하여 종래의 제어기법인 최적 퍼지 제어기(Optimal Fuzzy Logic Controller : OFLC)[11-12]와 참고문헌[1]에서 지정한 Performance를 최적화 하는 최적제어(Optimal Control)에 적용시켜 제안한 FNNC 기법이 부하 외란에 대한 속응성이 좋고 부하주파수 최대 편차량과 연락선 조류 편차량의 경감 및 도달시간과 정정시간을 최소화시킬 수 있음을 보이고자 한다.

2. 부하주파수 제어 모델 계통 방정식

2-1. 2지역 전력계통 모델방정식

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[19-21].

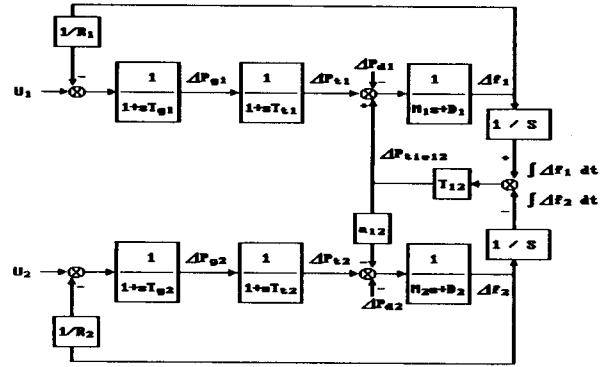


그림 1 2지역 전력시스템의 부하주파수제어의 모델  
Fig. 1 Block-diagram for LFC of 2-area Power system

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

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

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

여기서,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & T_{12}^* & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{f^* T_{12}^*}{2H_1} & -\frac{f^* D_1}{2H_1} & -\frac{f^*}{2H_1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{T_{11}} & \frac{1}{T_{11}} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{T_{g1} R_1} & 0 & -\frac{1}{T_{g1}} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{a_{12} f^* T_{12}^*}{2H_2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -T_{12}^* & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{f^* T_{12}^*}{2H_1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{a_{12} f^* T_{12}^*}{2H_2} & -\frac{f^* D_2}{2H_2} & \frac{f^*}{2H_2} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{T_{12}} & \frac{1}{T_{12}} \\ 0 & -\frac{1}{T_{g2} R_2} & 0 & -\frac{1}{T_{g2}} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{T_{g1}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{T_{g2}} \end{bmatrix}^T$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{f^*}{2H_1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{f^*}{2H_2} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

이다.

이때 A는 상태 계수 행렬, B는 제어 계수 행렬이고, Γ는 외란 구동 행렬을 나타낸다. 2 지역에 대한 상태 변수는 식 (2)와 같이 표현된다.

$$X(t) = \begin{bmatrix} \int \Delta P_{tie12} dt & \int \Delta f_1 dt & \Delta f_1 & \Delta P_{t1} \\ \Delta P_{g1} & \int \Delta f_2 dt & \Delta f_2 & \Delta P_{t2} & \Delta P_{g2} \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

### 2.2 최적제어 [8,19]

전력 계통의 선형 최적제어에서 가제어(controllability)하며 가관측(observability)한 외란 없는 시스템의 구성도는 그림 2와 같다.

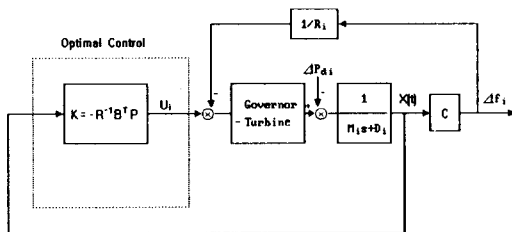


그림 2 | 지역의 최적제어블록선도

Fig. 2 Block-diagram of Optimal control for area i

식(1)에 대한 최적제어 벡터 U는 다음에 의해 구해진다. 먼저, 2차 형식의 평가 함수를 제어 시간 t<sub>f</sub>에 대해 식 (3)로 정의한다.

$$J = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} [X^T(t)QX(t) + U^T(t)RU(t)] dt \quad (3)$$

단,

Q : 상태 가중 행렬 (n×n)

R : 제어 가중 행렬 (m×m)

이다.

이 평가 함수는 상태 변수 X(t)에 대해 초기치 X(0)로 부터 빠른 시간 내에 X(t<sub>f</sub>) = 0 으로 이동시켜야 된다는 것을 의미한다. 따라서 식 (3)의 평가 함수를 최소화하는 최적제어 입력 U(t)는 식 (4)와 같이 주어진다.

$$U(t) = -KX(t) \quad (4)$$

단,

$$K = R^{-1}B^T P$$

이다. 이때, P(t)는 식 (5)를 만족하는 정상 Riccati 방정식의 해이다.

$$PA + A^T P + Q - PBR^{-1}B^T P = 0 \quad (5)$$

최적제어 이론을 부하주파수 제어에 적용할 경우 상태 가중 행렬 Q와 제어 가중 행렬 R은 식 (6), (7)과 같이 두었다.

$$Q = \begin{bmatrix} 1.0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & T_{12}^{*2} + 1.0 & 0 & 0 & 0 & -T_{12}^{*2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1.0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -T_{12}^{*2} & 0 & 0 & 0 & T_{12}^{*2} + 1.0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$R = \begin{bmatrix} 1.0 & 0 \\ 0 & 1.0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

또한, 평가 함수를 최소화하는 최적제어 입력 U(t) 즉, 식 (4)에서 주어진 제어 입력 값은 식 (5)를 이용하여 식 (8)과 같은 결과를 얻었다.

$$\begin{bmatrix} U_1(t) \\ U_2(t) \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} 0.707 & -0.707 \\ 0.300 & 0.701 \\ 0.932 & 0.064 \\ 1.280 & 0.030 \\ -0.296 & 0.006 \\ 0.701 & 0.300 \\ 0.064 & 0.932 \\ 0.030 & 1.280 \\ 0.006 & 0.296 \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} X_1(t) \\ X_2(t) \\ X_3(t) \\ X_4(t) \\ X_5(t) \\ X_6(t) \\ X_7(t) \\ X_8(t) \\ X_9(t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

### 3. 퍼지-신경회로망 제어기법

#### 3.1 퍼지제어 [4,6,9,11]

퍼지 제어기는 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 3은 퍼지 제어기의 일반적 구성도를 나타낸 것으로 크게 4가지 구성 요소 즉, 퍼지화부(Fuzzifier), 추론 엔진부(Inference Engine), 퍼지 규칙 베이스부(Fuzzy Rule Base) 및 비퍼지화부(Defuzzifier)로 나누어진다.

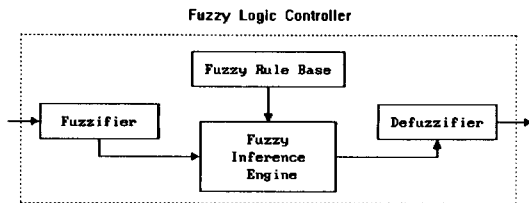


그림 3 퍼지논리 제어기의 일반적인 구성도  
Fig. 3 A typical organization of fuzzy logic controller

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 (9)와 같다.

$$R_k : \text{If } E_i \text{ is } A_{ik1} \text{ and } ED_i \text{ is } A_{ik2} \text{ then } U_i \text{ is } B_{ik} \quad (9)$$

여기서,  $E_i$ 는 제어대상인  $i$  지역의 출력치와 목표치와의 오차이고,  $ED_i$ 는 오차 변화율이며,  $U_i$ 는 제어량을 표시한다. 또한,  $A_{ik1}$ 과  $A_{ik2}$ 는 입력 변수의 퍼지변수,  $B_{ik}$ 는 출력 변수의 퍼지변수를 나타낸다.

퍼지추론을 하기 위해서는 우선 퍼지화에 따른 멤버십 함수가 정의되어야 한다. 멤버십 함수는 삼각형, 사다리꼴형, 종형 등이 있으며, 여기서는 일반적으로 많이 사용되고 계산하기에 편리한 삼각형 멤버십 함수를 사용하였다. 그림 4는 전건부와 후건부의 삼각형 멤버십 함수를 발생시키기 위한 모형이다, 이때 삼각형 멤버십 함수에 있어 파라미터  $\mu_{A_{ik}}(x_k)$ 의 결정은 식 (10)에서 계산된다.

$$\mu_{A_{ik}}(x_k) = 1 - \frac{2|x_k - CE_{ik}|}{WD_{ik}} \quad (10)$$

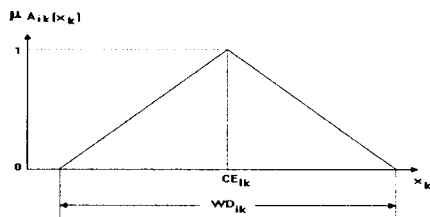


그림 4 삼각형 멤버십 함수의 모형  
Fig. 4 Symmetric triangular membership functions

여기서,  $CE_{ik}$ 는 멤버십 함수의 중심값으로 적합도가 최대

가 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 (11)로 나타내어진다.

$$U_i^* = \frac{\sum_{k=1}^n [\mu_{A_{ik}}(E_i) \wedge \mu_{A_{ik2}}(ED_i)] \cdot \overline{U_{ik}}}{\sum_{k=1}^n [\mu_{A_{ik}}(E_i) \wedge \mu_{A_{ik2}}(ED_i)]} \quad (11)$$

여기서 ' $\wedge$ '는 min 연산자를 의미하고,  $\overline{U_{ik}}$ 는  $k$ 번째 규칙에서의 적합도를 나타내는 식 (12)의 멤버십 함수의  $\mu_{B'_{ik}}(U_i)$ 의 중심값이다.

$$\mu_{B'_{ik}}(U_i) = \mu_{A_{ik1}}(E_i) \wedge \mu_{A_{ik2}}(ED_i) \wedge \mu_{B_{ik}}(U_i) \quad (12)$$

### 3.2 다층 신경회로망의 역전파 학습 알고리즘 [16-18]

오차 역전파 알고리즘은 Rumelhart에 의해 1986년에 제안되었던 교사신호가 있는 학습방법으로서, 이 학습방법은 Gall와 Tsyypkin에 의해 제안된 확률적 강화법 이라고 불려지는 평가 기준 최소화 학습의 특수한 경우에 해당된다. 전형적인 다층 신경회로망은 그림 5와 같이 구성할 수 있다.

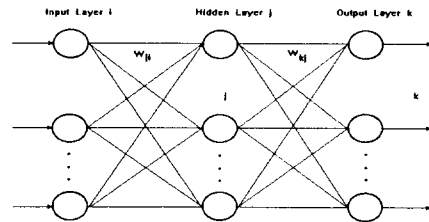


그림 5 신경회로망 구조  
Fig. 5 Architecture of neural network

다층 신경망을 구성하는 각 뉴런의 입·출력 특성은 출력단의  $k$ 번째 뉴런은 식 (13)~(15)와 같은 수학적 모델링을 갖는다.

$$f(\alpha, x) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha x)} \quad (13)$$

$$\text{net}_k = \sum_j (W_{kj} \cdot \text{out}_j) \quad (14)$$

$$\text{out}_k = f(\text{net}_k) \quad (15)$$

여기에서,  $\alpha$ 는 뉴런 활성화 함수의 기울기를 나타내는 계수이다. 그림 5의 다층 신경망 출력단에서 전체 오차는 식 (16)과 같이 구할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - \text{out}_k)^2 \quad (16)$$

여기서,  $d_k$ 는 출력단  $k$ 번째 뉴런의 목표값이며,  $out_k$ 는 출력단  $k$ 번째 뉴런의 출력값을 나타낸다. 식 (16)의 오차  $E$ 를 감소시키기 위한 출력단 가중치들의 변화량은 최급 강하(steepest descent)법에 의해 식 (17), (18)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{kj} &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \\ &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot out_j \\ &= \eta \cdot \delta_k \cdot out_j \\ \delta_k &= (d_k - out_k) f'(net_k), \end{aligned} \quad (17)$$

$$f'(net_k) = \frac{\partial f(net_k)}{\partial net_k} \quad (18)$$

중간층에서의 가중치 변화량  $\Delta W_{ji}$ 는 식 (19)에 의해 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ji} &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \\ &= \eta \delta_j out_i \\ \text{여기서, } \delta_j &= f'(net_j) \sum_k (\delta_k W_{kj}) \end{aligned} \quad (19)$$

최종적으로 오차함수를 최소화하기 위해서 가중치는 식 (20), (21)과 같이 갱신된다.

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

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji} + m[W_{ji}(t) - W_{ji}(t-1)] \quad (21)$$

### 3. 3 FNNC에 의한 전력계통에의 적용

본 논문에서는 제어대상의 특성이 변화되거나 부하 외란에 대해 적응성을 갖도록 부하주파수 제어에 대한 FNNC를 설계하였다. 본 시스템에서 사용한 퍼지-신경망 제어기의 구성은 그림 6과 같다.

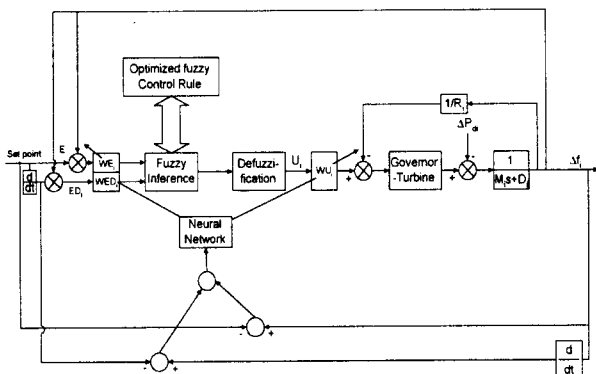
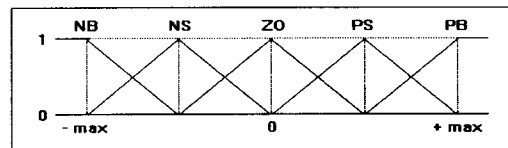
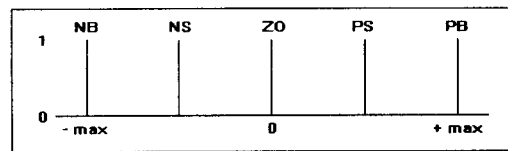


그림 6 퍼지-신경망 제어기의 2지역 전력시스템의 블록도  
Fig. 6 Block-diagram of Two-area Power System with Fuzzy-Neural Network Controller

그림 6에서 볼 수 있는 바와 같이 퍼지 제어기가 주제어부가 되며 신경회로망이 퍼지 제어기의 입력 스케일 팩터를 학습하는 구조를 가진다. 퍼지 제어기의 출력이 플랜트의 입력으로 인가되고 그 플랜트의 출력은 피드백 된다. 이 출력을 기준 입력과 비교하여 그 오차 값이 퍼지 제어기의 입력변수가 되며, 이 오차값과 샘플링 이전의 스케일 팩터 값을 이용하여 신경회로망의 학습 신호를 계산하게 된다. 신경회로망은 오차값과 그 시간 변화율에 따른 적절한 입력 스케일 팩터 값을 출력하기 위해 온라인으로 학습한다. 신경회로망 모델은 다층 퍼셉트론을 사용하여, 학습 알고리즘으로 오차 역전파(Error Backpropagation Algorithm : EBPA)를 이용한다. 그림 6에서  $WE_i$ 는 주파수편차,  $WED_i$ 는 주파수 편차변화율,  $WU_i$ 는 제어입력에 대한 스케일 팩터이다. 본 논문에서 사용한 FNNC의 전건부 및 후건부의 멤버쉽 함수는 그림 7과 같이 각각 5개의 삼각형 퍼지 변수를 사용하였다. 이때의 멤버쉽 함수의 중심값 및 폭은 표 1에 나타내었다.



(a) Antecedent variable



(b) Cosequent variable

그림 7 전건부 및 후건부의 멤버쉽 함수  
Fig. 7 Membership functions for Antecedent and Cosequent variable

표 1 멤버쉽 함수의 중심과 폭  
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

전력 계통에서의 부하주파수 제어는 계통의 주파수 및 연계선 조류 편차를 규정치 이하로 유지하는 것이다. 그러므로, 부하주파수 편차의 오버슈트량과 정상 상태의 편차량을 감소시키며 정정 시간을 줄이고, 또한 연계선 조류 편차량을 최소화시켜야 한다. 이를 위한 퍼지 제어기 설계를 위해서는 우

선 언어적으로 표현된 제어 규칙을 생성해야 한다. 일반적으로 제어 규칙 생성은 숙련된 조작자의 경험과 제어 기술자의 전문지식을 바탕으로 구하는 경우가 대부분이다. 또한, 운전자의 제어 동작을 제어 규칙화하거나 시험 운전을 통하여 제어 규칙을 생성할 수도 있다. 만약 1지역에만 부하 외란 ( $\Delta P_{d1} = 0.01$ [p.u.])이 지속적으로 발생하였다고 가정하였을 경우 제어기를 부가하지 않은 상태( $U_i=0$ )의 시스템 동특성을 기준으로 하여 제어 규칙을 생성할 수 있다. 이때, 1, 2지역에 대한 제어규칙을 구하면 식 (22), (23)과 같은 최적 퍼지룰을 결정할 수 있다.

If  $E_1$  is PB and  $ED_1$  is PS Then  $U_1$  is PB  
 If  $E_1$  is PB and  $ED_1$  is ZO Then  $U_1$  is PB  
 If  $E_1$  is PS and  $ED_1$  is PS Then  $U_1$  is PB  
 If  $E_1$  is PS and  $ED_1$  is NS Then  $U_1$  is ZO  
 If  $E_1$  is ZO and  $ED_1$  is PB Then  $U_1$  is PB  
 If  $E_1$  is ZO and  $ED_1$  is ZO Then  $U_1$  is PS  
 If  $E_1$  is NS and  $ED_1$  is NS Then  $U_1$  is NB (22)

If  $E_2$  is NS and  $ED_2$  is NS Then  $U_2$  is NB  
 If  $E_2$  is NS and  $ED_2$  is ZO Then  $U_2$  is NS  
 If  $E_2$  is ZO and  $ED_2$  is ZO Then  $U_2$  is ZO  
 If  $E_2$  is ZO and  $ED_2$  is PS Then  $U_2$  is PS  
 If  $E_2$  is ZO and  $ED_2$  is PB Then  $U_2$  is PB  
 If  $E_2$  is PS and  $ED_2$  is PS Then  $U_2$  is PB  
 If  $E_2$  is PB and  $ED_2$  is NS Then  $U_2$  is PS (23)

주파수 및 연계선 조류편차를 감소시키기 위해서는 설계자가 직접 퍼지논리 제어기의 소속함수나 스케일 팩터를 구해야 하는 번거로움이 발생하게 된다. 따라서 본 논문에서는 오차에 관한 최적의 스케일 팩터를 찾기 위해서 학습능력의 장점을 지닌 신경 회로망을 구성하여 최적의 스케일 팩터 ( $WE_i, WED_i, WU_i$ )를 자동조정 하였다. 이때 신경회로망 구성은 오차 최소화 방법중의 하나인 오차 역전파 학습 알고리즘을 이용하였으며, 학습시간을 단축하기 위하여 모멘텀법을 사용하였다. 모멘텀법은  $(t-1)$ 시간에서 구하여진 오차의 변화량  $\Delta W(t-1)$ 에 일정한 모멘텀 상수  $m$ 을 곱한 값을 현재 시간  $t$ 에서 오차의 변화량  $\Delta W(t)$ 에 더하여 구할 수 있다. 스케일 팩터의 학습계수  $WE_i, WED_i, WU_i$ 는 식 (24)와 같이 제어기의 실제 입력공간  $E_i' \times ED_i' \times U_i'$ 을 퍼지입력 공간  $E_i \times ED_i \times U_i$ 으로 변환시키고 입력 공간의 크기를 조정하기 때문에 제어기 성능에 중요한 영향을 미친다.

$$\begin{aligned} E_i &= E_i' \cdot WE_i \\ ED_i &= ED_i' \cdot WED_i \\ U_i &= U_i' \cdot WU_i \end{aligned} \quad (24)$$

그러므로 FNNC의 성능을 향상시키기 위해서 스케일 팩터를 오차 역전파 학습 알고리즘으로 조정하였다. 스케일 팩터

변화량은 식 (25)~(27)와 같다.

$$\Delta WE_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial WE_i} = -\eta \cdot \delta_k \cdot E_i' \quad (25)$$

$$\Delta WED_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial WED_i} = -\eta \cdot \delta_k \cdot ED_i' \quad (26)$$

$$\Delta WU_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial WU_i} = -\eta \cdot \delta_k \cdot U_i' \quad (27)$$

여기서,  $\delta_k = (d_k - out_k) f'(net_k)$  이다.

#### 4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 논문에서는 최적 퍼지 제어기를 구성하여 전력계통의 부하주파수 제어에 적용하였다. 이때 퍼지제어의 단점인 잔류편차를 제거하기 위해 플랜트의 파라미터 변동이나 외부환경의 변화에 대한 적응성이 있는 오차 역전파 학습 알고리즘을 사용하여 최적의 스케일 팩터를 학습에 의해 구하게 된다. 시뮬레이션에 사용한 신경회로망은 입력층 2개 중간층 10개 출력층 3개의 뉴런으로 구성되며, 본 논문에서 사용한 시스템의 각계통 용량  $P_{r1} = P_{r2} = 2,000$ [MW] 이고, 연계선 용량  $P_{u\max} = 200$ [MW]이며, 지역간 전압 위상 차의 평형치  $\delta_{12} (= \delta_1^* - \delta_2^*) = 30$  [deg], 계통 용량비  $a_{12} = -P_{r2} / P_{r1} = -1$  이다. 여기서 사용한 전력계통의 시스템 파라미터는 표 2와 같다.

표 2 시스템 파라미터

Table 2 System parameters

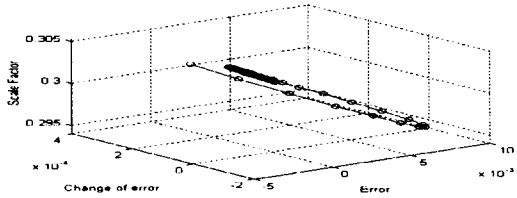
$T_{gi}$	=	0.08	[s]
$T_{ui}$	=	0.3	[s]
$D_i$	=	0.00823	[p.u.MW/Hz]
$M_i$	=	0.1667	[p.u.MW.s/Hz]
$R_i$	=	2.4	[Hz/p.u.MW]
$T_{ij}$	=	0.545	[p.u.MW/Hz]
$P_{u\max}$	=	2000	[MW]
$P_{ri}$	=	30	[deg]
$\delta_{ij}^*$	=	$-P_{rj} / P_{ri}$	
$a_{ij}$	=	-1	

제안한 FNNC의 유용성을 검증하기 위해 지역 1에서만 지속적인 부하변동 ( $\Delta P_{d1} = 0.01$ [p.u.])이 발생하였을 때로 하였다. 이때 제안한 제어기법인 FNNC와 비교할 종래의 제어기법으로는 참고문헌[1]에서 지정한 Performance를 최적화하는 최적 제어기법(Optimal Control)[1]과 최적의 퍼지 Rule을 선정한 최적 퍼지 제어기법(Optimal Fuzzy Logic Controller : OFLC)[11-12]의 응답특성과 비교하였다. 따라서 종래의 제어기법과 최적 스케일 팩터 기법에 의한 FNNC에 의한 제어기법 응답특성을 비교 검토하였다.

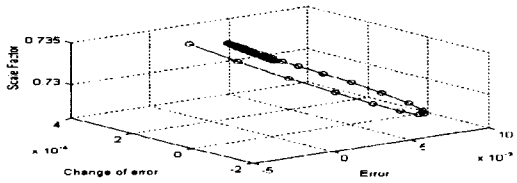
1, 2지역 주파수 편차의 도달시간과 주파수편차를 더욱 감소시키고 정정시간을 최소화하기 위해서 식 (24)~(27)에서 제시한 오차 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 최적의 스케

일 팩터, 즉 시스템 출력  $\Delta f_i$ 와 목표치와의 오차  $E_i$ 에 대해서는  $WE_i$ , 오차변화율  $ED_i$ 에 대해서는  $WED_i$ , 제어입력  $U_i$ 에 대해서는  $WU_i$ 를 각각 선정한다.

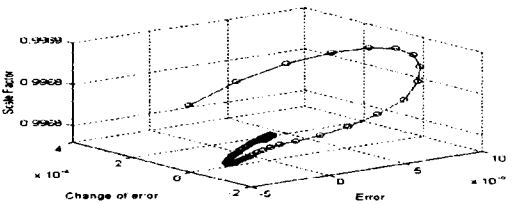
먼저 1지역에 대한 각 스케일 팩터 변화에 따른 응답특성은 그림 8과 같다. 학습이 이루어질수록 오차에 대한 스케일 팩터는 특정한 값으로 수렴하게 된다. 이때  $WE_1=0.3042$ ,  $WED_1=0.7345$ ,  $WU_1=0.9968$ 로 수렴 하였다.



(a)  $WE_1$



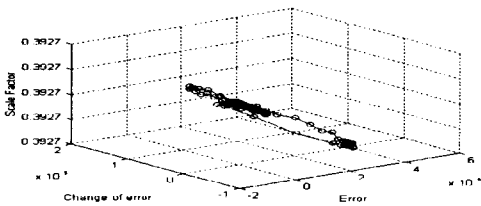
(b)  $WED_1$



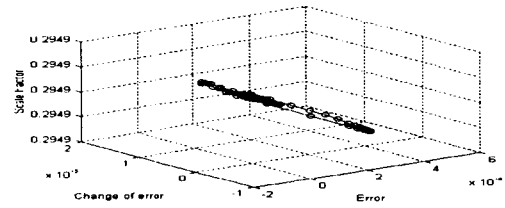
(c)  $WU_1$

그림 8 1지역에서의  $WE_1$ ,  $WED_1$ ,  $WU_1$ 의 스케일 팩터  
Fig. 8 Scale Factors of  $WE_1$ ,  $WED_1$ ,  $WU_1$  at area 1

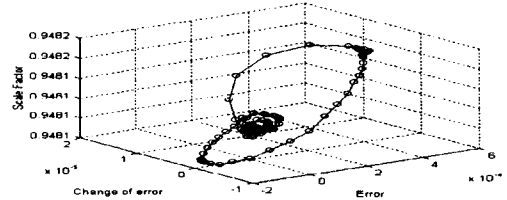
그리고, 2지역에 대한 각 스케일 팩터 변화에 따른 응답 특성은 그림 9와 같다. 2지역 스케일 팩터는  $WE_2=0.3927$ ,  $WED_2=0.2949$ ,  $WU_2=0.9481$ 로 수렴 하였다.



(a)  $WE_2$



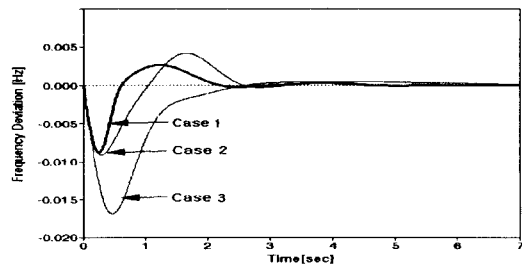
(b)  $WED_2$



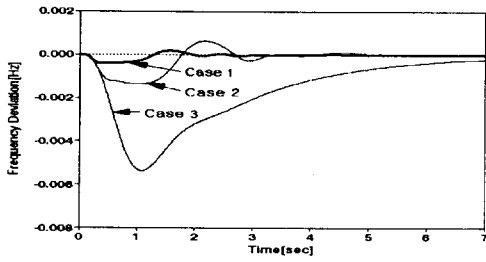
(c)  $WU_2$

그림 9 2지역에서의  $WE_2$ ,  $WED_2$ ,  $WU_2$ 의 스케일팩터  
Fig. 9 Scale Factors of  $WE_2$ ,  $WED_2$ ,  $WU_2$  at area 2

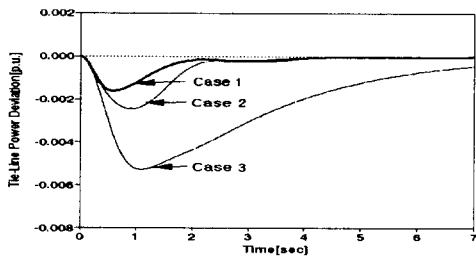
그림 10은 1, 2지역 모두 스케일 팩터를 부가하여 제어한 결과로서 종래의 제어기법인 최적제어, 최적 퍼지제어, 제안한 FNNC에 대한 각 지역의 주파수편차와 연계선 조류편차의 응답특성을 나타내고 있다. 이때 그림 10의 (a)는 1지역에 대한 주파수의 최대 편차량을 비교해 보면 최적제어 기법은  $-0.0173[\text{Hz}]$ , OFLC기법은  $-0.0092[\text{Hz}]$ , 제안한 FNNC제어기법은  $-0.0083[\text{Hz}]$ 이다. 제안한 FNNC제어기법이 최적제어 기법보다 52[%]정도 감소되었고, OFLC보다 약 10%정도의 감소로 비교대상의 제어기법들보다는 주파수 최대 편차량을 경감시킴을 알 수 있었다. 또한 도달시간을 비교해보면 제안한 FNNC제어기법의 도달시간은  $0.58[\text{sec}]$ 로 종래의 제어기법들보다 초기 과도상태에서 빠른 응답을 나타 내었다. 그림 10의 (b)는 2지역의 주파수 편차량의 응답특성을 나타내고 있다. 여기에서도 제안한 FNNC 기법이 최적제어 및 OFLC보다 주파수 최대 편차량을 경감 시켰을 뿐만 아니라 도달시간도 줄일 수 있었다. 또한 그림10의 (c)는 연계선 조류 편차량 역시 제안한 FNNC 기법의 응답특성이 종래의 제어기법들보다 우수한 특성을 나타내었을 뿐만 아니라 도달시간에 있어서도 최소화됨을 알 수 있었다.



(a)  $\Delta f_1$



(b)  $\Delta f_2$



(c)  $\Delta P_{tie12}$

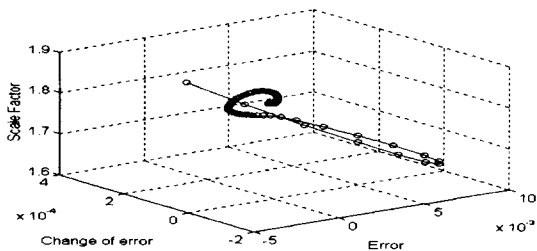
그림 10 퍼지-신경망에 의한  $\Delta P_{tie12}$  및  $\Delta f_1, \Delta f_2$ 의 응답

Fig. 10 Responses of  $\Delta P_{tie12}, \Delta f_1$  and  $\Delta f_2$  by Fuzzy-Neural Network

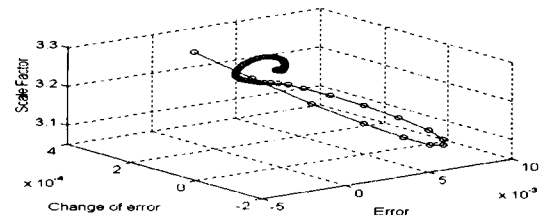
- Case 1 : Fuzzy-Neural Network Controller (FNNC)
- Case 2 : Optimal Fuzzy Logic Controller (OFLC)
- Case 3 : Control technique of performance index optimization in reference [1]

다음의 사례연구는 부하외란을 1지역에 지속적으로  $\Delta P_{d1} = 0.05$ 으로 변화시켰을 때 제안한 FNNC의 속응성과 강인성을 고찰하였다. 제안한 제어기법(FNNC)과 비교할 종래의 제어기법으로는 최적제어[1], OFLC를 사용하였다.

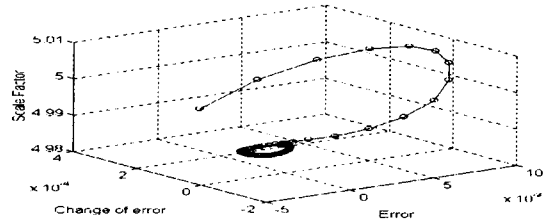
먼저 1지역에 부하 외란이 지속적으로 발생하였을 경우 각 스케일 팩터 변화에 따른 응답특성은 그림 11과 같다. 학습이 이루어질수록 오차에 대한 스케일 팩터는 특정한 값으로 수렴하게 된다. 이때  $WE_1 = 1.8350, WED_1 = 3.3039, WU_1 = 4.9877$ 로 수렴하였다.



(a)  $WE_1$



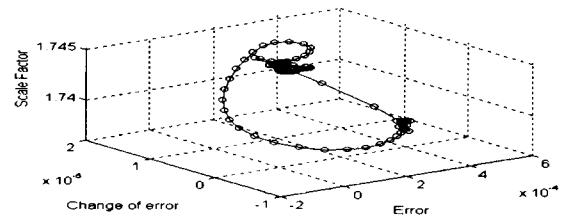
(b)  $WED_1$



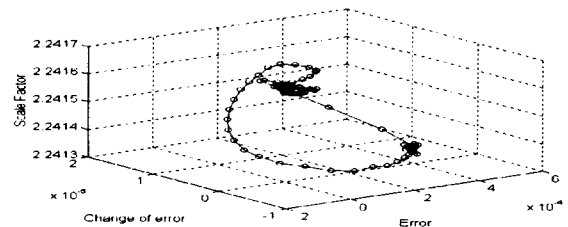
(c)  $WU_1$

그림 11 1지역에서의  $WE_1, WED_1, WU_1$ 의 스케일팩터  
Fig. 11 Scale Factors of  $WE_1, WED_1, WU_1$  at area 1

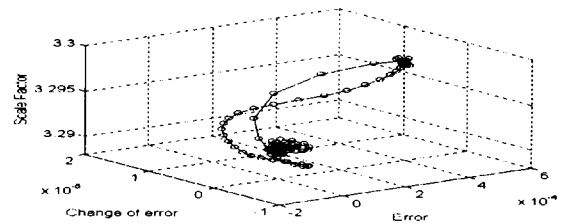
그리고 2지역에 대한 각 스케일 팩터 변화에 따른 응답특성은 그림 12과 같다. 2지역 스케일 팩터는  $WE_2 = 1.7462, WED_2 = 2.2417, WU_2 = 3.2909$ 로 수렴하였다.



(a)  $WE_2$



(b)  $WED_2$



(c)  $WU_2$

그림 12 2지역에서의  $WE_2, WED_2, WU_2$ 의 스케일팩터  
Fig. 12 Scale Factors of  $WE_2, WED_2, WU_2$  at area 2

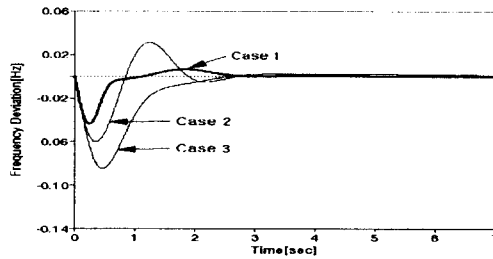


그림 (13)의 (a)와(b)는 각 지역에 대한 주파수 최대 편차량을 비교한 것이다. 주파수 최대 편차량을 살펴보면 종래의 제어기법인 최적제어, OFLC보다 제안한 FNNC 제어가 주파수 최대 편차량을 큰 폭으로 경감시켰을 뿐만 아니라 부하 외란의 증가에서도 적응성이 있었다. 그림(13)의 (c)는 연계선 조류 편차량의 응답특성을 나타내고 있다. 이때 부하 외란의 발생은 주파수의 변동을 초래할 뿐만 아니라 계통간에 상호 연계된 조류도 변하게 되어 일정 전력을 유지할 수 없게 된다. 그러므로, 주파수가 일정하게 유지된다면 연계선 조류의 변화도 안정화되어서 계통의 운전을 원활하게 운영해 나갈 수 있다. 따라서 응답특성을 살펴보면 제안한 제어기법이 종래의 제어기법보다 최대 편차량을 경감시킬 수 있었다.

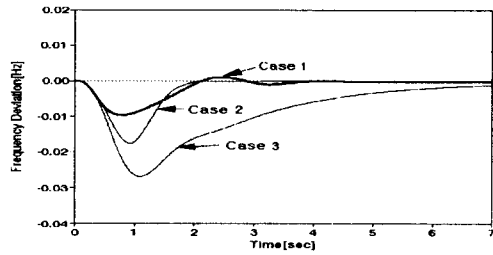
5. 결 론

전력계통의 부하주파수제어는 계통운용 및 제어에 있어서 주요한 과제중의 하나이며 항상 발생하는 부하변동에 대해서 각 지역내의 주파수 및 연계선 조류편차를 허용치 내로 수렴시키기 위하여 계통 내의 조정용 발전소의 유효전력 출력을 조정하는 역할을 하고 있다.

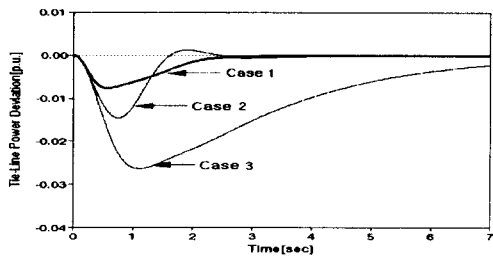
따라서 본 논문에서는 신경망 이론과 퍼지 이론이 갖는 각각의 단점을 보완하고 장점을 강화하기 위해 퍼지와 신경망을 결합시킨 FNNC를 이용하여 2지역 전력계통의 부하주파수제어를 위하여 퍼지-신경회로망의 최적 스케일 팩터 조정 기법을 제안하였다. 스케일 팩터 조정기법은 초기 퍼지제어 규칙을 규칙개선 기법을 통해 최적화 시키고 시스템의 응답특성을 잘 나타낼 수 있는 최적의 스케일 팩터를 신경회로망의 오차 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 학습 하였다. 이를 초기 퍼지제어 규칙을 모델계통에 적용해 본 결과 스케일 팩터를 조정하지 않고도 종래의 제어기법인 최적제어보다 양호한 응답특성을 얻을 수 있었지만 도달시간과 정정시간에서 다소 미흡하였다. 최적 스케일 팩터를 부가함으로써 1, 2지역의 주파수 편차량의 도달시간과 정정시간을 현저히 감소시킬 수 있었으며 특히 2지역 주파수 편차량의 수렴시간이 단축 되었음을 볼 수 있고, 연계선 조류 편차량에 있어서는 매우 우수한 응답특성을 나타내었다.



(a)  $\Delta f_1$



(b)  $\Delta f_2$



(c)  $\Delta P_{tie12}$

그림 13 퍼지-신경망에 의한  $\Delta P_{tie12}$  및  $\Delta f_1$ ,  $\Delta f_2$ 의 응답

Fig. 13 Responses of  $\Delta P_{tie12}$ ,  $\Delta f_1$  and  $\Delta f_2$  by Fuzzy-Neural Network

- Case 1 : Fuzzy-Neural Network Controller (FNNC)
- Case 2 : Optimal Fuzzy Logic Controller (OFLC)
- Case 3 : Control technique of performance index optimization in reference [1]

참 고 문 헌

- [1] 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.
- [2] N. N. Bengiamin & W.C. Chan, "Multilevel Load-Frequency Control of Interconnected Power Systems, " Proc. IEE, Vol. 125, No.6, pp. 521-526, 1990.
- [3] 정형환, 정동일, 주석민, "자기조정 퍼지 제어기에 의한 전력계통안정화에 관한 연구", 한국퍼지 및 지능시스템 학회 논문지, Vol. 5, No. 2, pp. 58-69, 1995.
- [4] 정형환, 이준탁, 정동일, 주석민, 이태기, "퍼지 모델링 기법에 의한 전력계통의 부하주파수제어", 전기학회논문지, Vol. 46, No. 1, pp. 15-22, 1997.
- [5] 정형환, 주석민, 정동일, 김상효, 고희석, "전력계통의 안정화를 위한 퍼지 PID제어기의 적용과 제어특성", 전기학회논문지, Vol. 47, No. 2, pp. 143-149, 1998.
- [6] 정형환, 주석민, 정동일, 김상효, 이정필 "새로운 FPID 제어기를 이용한 2지역 계통의 부하주파 수제어", 전기학회논문지, Vol. 47, No. 5, pp. 541-548, 1998.
- [7] K. A. Lee, H. Yee, "Self - tuning load frequency controller for interconnected power system including effects of nonlinearities",Automat.Conf. , pp. 276-281, 1990.
- [8] 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.

[9] 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.

[10] C. T. Lin and C. S. George Lee, " Neural Fuzzy systems", Prentice-Hall, 1996.

[11] Y. Terasawa, S. Iwamoto, "Optimal power flow solution using fuzzy mathematical programming", Electrical engineering in Japan, Vol. 108, No. 3, pp.46-54, 1990.

[12] H. Nomura, I. Hayashi, N. Wakami, " A learning method of inference rules by descent methods", IEEE, pp.203-210, 1992.

[13] 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.

[14] C. C. LEE, Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy Logic Controller-Part I", IEEE Trans, vol.20,No.2, pp. 404-417, 1990.

[15] Junhong Nie and Derek A. Linkens, "Fuzzy-Neural Control ", Prentice-Hall, 1995.

[16] Bart Kosko, "Neural networks and Fuzzy systems", Prentice-Hall, 1992.

[17] Simon Haykin, "Neural Networks", Macmillan College Publishing Company, 1994.

[18] Panos J. Antsaklis, "Neural Networks in Control Systems", April, 1992.

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

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

[21] M. A. Sherah, "Improved load-frequency self-Tuning regulator" INT. J., control, Vol. 39, No. 1, pp.143-158, 1984.



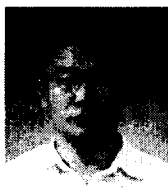
**김 상 호 (金 相 孝)**

1965년 8월29일생. 1992년 동아대 공대 전기공학과 졸업. 1994년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정 수료



**주 석 민 (朱 碩 珉)**

1965년 5월11일생. 1992년 동아대 공대 전기공학과 졸업. 1994년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 현재 동아대 정보통신연구소 특별연구원



**이 정 필 (李 丁 必)**

1971년 8월19일생. 1997년 동아대 공대 전기공학과 졸업. 현재 동 대학원 전기공학과 석사과정



**이 동 철 (李 東 喆)**

1941년 3월 9일생. 1963년 연세대 전기공학과 졸업. 1983년 한국해양대 대학원 졸업(석사). 1992년 동 대학원 졸업(공학). 1984년-1985년 일본 동북대학 객원 연구원. 1989년 일본 동북대학 방문교수. 현재 부경대 공대 전기공학과 교수

**저 자 소 개**



**정 형 환 (鄭 亨 煥)**

1941년 1월 19일생. 1964년 연세대 공대 전공학과 졸업. 1984년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 1999년 현재 동아대 공대 전기공학과 교수, 당학회 평의원