

뉴로-퍼지 제어를 이용한 전력시스템의 발전량 증가를  
제한에 관한 연구

김상호\* · 이창우\* · 주석민\* · 정동일\* · 정형환\*  
\* 동아대학교 전기전자컴퓨터 공학부

A study on Generation rate Constraints of Power System using  
Neuro-Fuzzy Controller

Sang-Hyo Kim\* · Chang-Woo Lee\* · Seok-Min Joo\* · Dong-il Chong\* · Hyung-Hwan Chung\*  
\* Dept. of Electrical Engineering Donga-A University

Abstract - The load frequency control of power system is one of important subjects in view of system operation and control. To converge within allowance load variation value the frequency and tie-line power flow deviation of each areas, we should regulate the active power output of power plant for regulation in system. Applying the NFC(Neuro-Fuzzy Controller) to the model of load frequency control of 2-area power system, we prove that the control is superior to the conventional control technique through computer simulation. For verification of robustness, when we consider generator-rate constraint similar to nonlinearities of power system.

부하주파수제어에 대한 연구 모델로 많이 이용되고 있다.

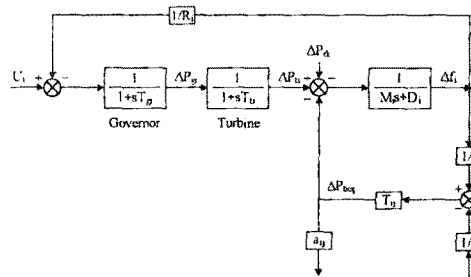


Fig. 1. Blok-diagram of multiarea power system

1. 서 론

전력시스템의 부하주파수제어는 계통운용 및 제어에 있어서 주요한 과제 중의 하나이다. 전압 및 주파수를 규정범위 내로 유지하면서 높은 신뢰도와 안정성을 갖고 수용가에 전력을 공급해야 한다. 그러나, 내부 파라미터나 부하의 급격한 변동 등에 기인한 외란 발생시 각 전력 시스템의 주파수 중요 및 조류 편차의 발생으로 계통의 불안정 현상이 빈발할 수 있다. 이를 효과적으로 제어하여 신속하게 전력 시스템의 안정화를 도모하려면 외란에 강인한 제어를 설계하지 않으면 안된다. 따라서, 전기에너지의 품질을 표시하는 두 개의 상태량인 전압 및 주파수를 허용범위내로 수렴시키는 문제에 대해서 많은 연구가 진행되어져 왔다[1-5].

따라서, 본 논문에서는 이와 같은 요청에 부합되는 강인한 퍼지제어를 연구자, 다중 신경회로망을 이용하여 퍼지제어기 멤버십 함수의 전건부 및 후건부 파라미터들을 시스템에 알맞게 자기 조정 하기 위해 최급구배법(Steepest Gradient Method)에 근거한 오차 역전파 알고리즘으로 적용 학습시킬 수 있는 뉴로-퍼지제어기(Neuro-Fuzzy Control : NFC)의 구조 및 알고리즘을 제안하였다. 이를 발전량 증가를 제한을 고려한 경우에 있어 전력시스템의 부하주파수 제어에 적용하여 현재의 제어기법인 퍼지제어기(Fuzzy Logic Controller : FLC), 신경망 제어기(Neural Network Controller : NNC)에 적용시켜 제한한 NFC의 플랜트 내부 파라미터의 변동이나 외부의 환경 변화시, 정상상태 편차, 도달시간 및 주파수 최대 편차량등을 최소화시킬 수 있음을 보이고자 한다.

2. 부하주파수제어 모델 계통 방정식

다수의 제어 지역이 상호 연계된 전력 계통의 효율적인 주파수 제어 대책을 검토하기 위하여 C. E. Fosha 등이 제안한 모델 계통을 주로 사용한다. 이는 Fosha 등이 선형 모델화하여 연구한 이대 다지역 전력 계통의

본 논문에서 사용한 모델 계통은 그림 1과 같다. 이 시스템의 각 계통 용량  $P_{ri} = P_{rj} = 2,000[MW]$  이고, 연계선 용량  $P_{tie\max} = 200[MW]$  (10%)이며, 지역간 전압 위상 차의 평형치  $\delta_{ij}^* (= \delta_i^* - \delta_j^*) = 30$  (deg), 계통용량비  $a_{ij} = -P_j/P_i = -1$ 이다.

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

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

$$Y(t) = C X(t)$$

(1)

이다. 이때 A는 상태 계수 행렬, B는 제어 계수행렬 이고,  $\Gamma$ 는 외란 구동행렬을 나타낸다. i 지역에 대한 상태 변수는 식(2)와 같이 표현 된다.

$$X(t) = [\int \Delta P_{tieij} dt \int \Delta f_i dt \Delta f_i \Delta P_{tieij} \Delta P_{gr}]^T$$

(2)

3. 뉴로-퍼지제어기 설계

현재, 제어분야에서 비선형성이 강하고, 명확하지 않은 플랜트를 효과적으로 제어하기 위해서 퍼지이론이 응용되고 있다. 그러나 퍼지제어에 필요한 적절한 소속함수와 규칙을 구성하는 것은 전문가의 숙달된 지식에 의존하는 실정이다. 따라서 실제로 구성하기 어려운 경우가 많다. 그러므로 신경회로망의 학습기능을 이용하여 적합한 퍼지 소속함수와 규칙을 학습시킬 수 있다. 따라서 각각의 단점을 보완하고 장점을 강화하기 위해 논리 및 추론의 특성을 갖는 퍼지 이론과 학습 및 적용 능력을 갖는 신경망 이론과의 합성 및 융합을 이용한 연구가 시도되고 있다. 본 논문에서 사용한 뉴로-퍼지제어기의 구성은 그림 2와 같다.

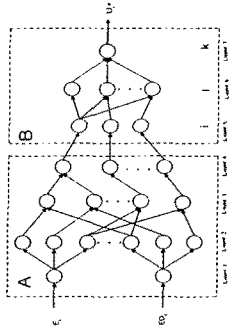


Fig. 2. Structure of NFC for i area

본 논문에서는 퍼지제어기에 신경망의 학습기법을 이용하여 퍼지제어기의 소속함수형태를 조정하여 시스템에 적합한 제어신호를 얻도록 구성한다. 이때,  $i$  지역의  $k$  번째 제어규칙은 식(3)과 같은 형태를 사용하였고, 멤버십 함수는 일반적으로 많이 사용되고 계산하기에 편리한 식(4)과 같은 삼각형 멤버십 함수를 사용하였다.

$$R_k: \text{If } E_i \text{ is } A_{ik} \text{ and } ED_i \text{ is } B_{ik} \text{ then } U_i \text{ is } C_{ik} \quad (3)$$

여기서,  $E_i$ 는 제어 대상  $i$  지역의 출력치와 목표치와의 오차이고,  $ED_i$ 는 오차 변화율이며,  $U_i$ 는 제어량을 표시한다. 또한,  $A_{ik}$ 과  $B_{ik}$ 는 입력 변수의 퍼지변수,  $C_{ik}$ 는 출력 변수의 퍼지변수를 나타낸다. 퍼지추론을 하기 위해서는 우선 퍼지화에 따른 멤버십 함수가 정의되어야 한다. 멤버십 함수는 삼각형, 사다리형, 중형 등이 있으며, 여기서는 일반적으로 이때 삼각형 멤버십 함수에 있어 전진부의  $\mu_{A_{ik}}(E_i)$ 와 후진부의  $\mu_{B_{ik}}(ED_i)$ 는 식(4)와 같다. 여기서, WD는 각 멤버십 함수의 폭, CE는 중심값이다.

$$\mu_{A_{ik}}(E_i) = 1 - \frac{2|E_i - CE_{E_{ik}}|}{WD_{E_{ik}}}$$

$$\mu_{B_{ik}}(ED_i) = 1 - \frac{2|ED_i - CE_{ED_{ik}}|}{WD_{ED_{ik}}} \quad (4)$$

$$\mu_{C_{ik}}(U_i) = 1 - \frac{2|U_i - CE_{U_{ik}}|}{WD_{U_{ik}}}$$

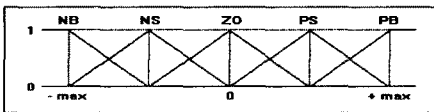


Fig. 3. Membership functions of  $E_i$ ,  $ED_i$  and  $U_i$

따라서, 식(4)의 삼각형 멤버십 함수의 발생 알고리즘을 이용하여 그림 3과 같이 5개의 삼각형 퍼지변수를 사용하였다. 본 논문의 모델구조는 그림 2와 같이 퍼지추론 방법에 의한 입력과 퍼지규칙의 조건부와의 소속정도를 계산하는 부분(BOX A)과 신경망에 의한 비퍼지화 연산부분(BOX B)으로 나누어진다.

먼저, 신경회로망에 의한 비퍼지화 연산부분을 살펴보면, 신경회로망의 함수근사화를 이용하여 비퍼지화 연산에 대한 부분을 다층 신경회로망으로 구성한다. 그리고 비퍼지화 부분의 학습을 위한 데이터는 결론부에 나타나는 언어항에 대한 Min-Max의 추론 방법으로 구한다. 신경망을 이용한 비퍼지화 부분은 그림 2의 비퍼지화 연산부분과 같이 3층의 다층 신경회로망으로 구성한다.

- i) Layer 5 : 입력층으로서 퍼지제어기의 초기값인 중심, 폭, 제어량값을 입력으로 받아 들인다.
- ii) Layer 6, 7 : 중간층과 출력층으로서 활성화(임계)함수는 출력[-1, 1]의 범위내에서 미분가능한

하이퍼볼릭 탄젠트 함수를 사용한다.

다음으로, 퍼지추론에 의한 입력과 퍼지규칙의 조건부와 소속정도를 계산하는 부분은 다음과 같다.

입력과 소속정도를 계산하는 부분은 그림 7의 퍼지추론부와 같이 4개의 층으로 구성하였으며 퍼지추론부에서 각 층의 유니트 사이의 연결강도는 1로 고정한다.

- i) Layer 1 : 각 유니트는 입력변수 ( $E_i$ ,  $ED_i$ )에 해당된다.
- ii) Layer 2 : 각 유니트는 언어항을 의미하며, 이 층에서는 입력에 대하여 해당 언어항의 소속정도, 즉 퍼지화 값을 구한다.
- iii) Layer 3 : 각 유니트는 각각 퍼지규칙의 조건부에 해당되며, Layer 2 에서 계산된 소속정도를 최소값(MIN)연산을 통해 합성한다.
- iv) Layer 4 : 각 유니트는 결론부의 언어항에 해당되며 결론부에 있는 퍼지규칙들의 소속정도를 최대값(MAX)연산을 통해 합성한다.

마지막으로, 소속함수 형태 조정을 위한 학습방법을 살펴보면, 소속함수 중심과 폭값을 조정하기 위한 학습방법으로 최급구배법을 사용하고, 신경회로망으로 학습된 비퍼지화 연산부분의 오차를 역전파 시켜서 입력과 각 규칙의 소속정도에 대한 오차값을 계산하는 방법을 사용한다. 따라서 식(5)에 의해 목적 함수를 최소화시킨다.

$$E = \frac{1}{2} (y^* - y^d)^2 \quad (5)$$

여기서,  $y^*$ 는 그림 2에 의해 구해지는 NFC의 출력  $U_i^*$ 이고,  $y^d$ 는 원하는 출력 즉 퍼지제어기의 출력이다. 따라서, 오차역전파 알고리즘에 의한 비퍼지화 부분의 각 층에서 역전파 되는 오차는 식(6)~(8)과 같다. 이때  $k$ 층(출력층)에 대한 오차는 식(6)과 같다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = (y^* - y^d)f'(net_k) \quad (6)$$

$j$ 층(중간층)의 뉴런에 역전파 되는 오차는 식(7)과 같다.

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = \sum_k \delta_k w_{kj} f'(net_j) \quad (7)$$

$i$ 층(입력층)의 뉴런에 역전파 되는 오차는 식(8)과 같다.

$$\delta_i = -\frac{\partial E}{\partial net_i} = \sum_j \delta_j w_{ji} \quad (8)$$

여기서,  $E$ 는 출력오차의 함수로 식(9)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \left[ \frac{\sum_{k=1}^n \mu_k(x) \overline{U}_{ik}}{\sum_{k=1}^n \mu_k(x)} - y^d \right]^2 \quad (9)$$

여기에서,  $\mu_k(x) = \mu_{A_{ik}}(E_i) \wedge \mu_{B_{ik}}(ED_i)$

소속함수의 중심( $CE_{ik}$ )과 폭( $WD_{ik}$ )값을 조정하기 위해 B층의 각 파라미터  $CE_{ik}$ ,  $WD_{ik}$ ,  $U_{ik}$ 를 최급구배법을 이용하여 각각 수정한다. 각 파라미터의 증분항 연산식은 식(10)~(12)와 같다.

$$CE_{ik}(t+1) = CE_{ik}(t) - \eta_c \frac{\partial E}{\partial CE_{ik}} \quad (10)$$

$$WD_{ik}(t+1) = WD_{ik}(t) - \eta_w \frac{\partial E}{\partial WD_{ik}} \quad (11)$$

$$U_{ik}(t+1) = U_{ik}(t) - \eta_u \frac{\partial E}{\partial U_{ik}} \quad (12)$$

## 2. 전력시스템의 적용

부하 급변시에 연계선조류, 주파수 등에 진동이 발생하고 또 상대적으로 조정용 발전소의 용량이 부족하게 되므로 그림 4와 같이  $i$  지역에 대한 발전량 증가를 제한을 터어빈계에 제한기를 첨가시킨다. 밸브의 개폐속도는 최대비로써 제한기로 제한한다. 본 논문에서는 분당 10%의 발전비로 제한한다. 따라서  $i$ 지역에 대한 발전비는 식(13)과 같이 제한을 하게 된다.

$$\Delta \dot{P}_{ti} \leq T_{ti \max} = -T_{ti \max} = \frac{0.1}{60.0} \text{ [p.uMW/s]} \quad (13)$$

또한, 제어조작량  $U_i$ 의 크기가 제한치에 걸려 있는 조정용 발전소의 경우, 발전출력을 발전전력 증가률에 대해 제한치 내로 조정할 필요가 있다. 즉, NFC가

$$+ \frac{0.1}{60.0} \text{ [p.uMW/s]} \text{ 이내로 되면 조정용 발전소의 출$$

력 변하는 발전전력 증가를 제한에 걸리지 않게 된다. 따라서, 부하의 변동이 다양하게 변화될 경우에 있어서의 학습 데이터를 이용하여 사례 연구별로 부하외란이 각 지역에 지속적으로 인가될 때, 각 지역에 발전량 증가를 제한을 고려하여, 제한한 NFC의 속응성과 강인성을 고찰하기 위해 중래의 제어기법인 퍼지제어, 신경망 제어와 시뮬레이션을 통하여 검증하였다.

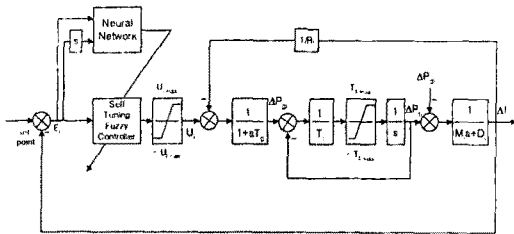


Fig. 4. Block diagram of NFC of area  $i$  for considering generator-rate constraint

그림 4은 뉴로-퍼지제어기에 의한 전력시스템의 부하주파수제어의 블록 다이어그램이다. 시뮬레이션에 사용된 신경회로망은 입력층 3개, 중간층 10개, 출력층 1개의 뉴런으로 구성하였다. 3개의 입력층 뉴런은  $CE_{ik}$ ,  $WD_{ik}$ ,  $U_{ik}$ 을 입력으로 하였다. 이를 각각 사례연구별로 고찰하여, 제시한 FLC와 NNC와의 동특성 응답을 고찰하여, 제한한 NFC가 속응성이 우수하며, 전실한 제어성능을 보이고자 한다.

#### 4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 연구에서는 시스템의 오차와 오차변화량을 입력으로 하는 전력시스템의 부하주파수제어에 있어서 부하외란에 대해 적응성을 갖도록 발전전력 증가를 제한을 고려한. 이때 사례연구의 조건으로는 부하외란  $\Delta P_{d1} = 0.01$  [p.u.],  $\Delta P_{d2} = 0.0$  [p.u.]가 지속적으로 인가되는 것으로 하였다. 1, 2지역의 멤버십 함수가 조정되어 지는 과정은 그림 5와 같다.

이를 2지역 전력계통의 모델에 적용해 본 결과 주파수 편차량 및 연계선 조류편차량을 현저히 경감시킬수 있고, 정정시간 및 도달시간도 최소화 시킬수 있었으며 제어성능이 우수하고 그 유용성이 있음을 알 수 있었다.

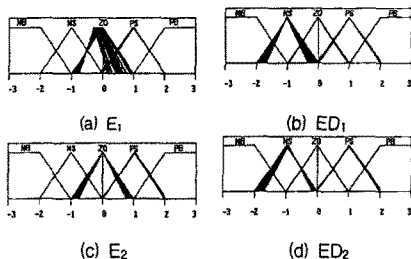
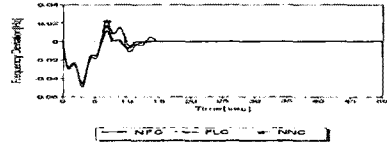
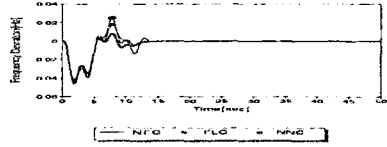


Fig. 5. Learning procedure for membership functions

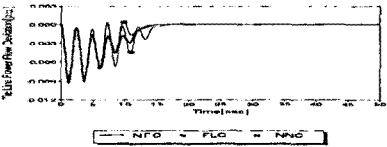
이를 1, 2 지역에 분당 10%의 발전전력제한을 한 경우에 있어서 유용성을 검증하였다.



(a)  $\Delta f_1$



(b)  $\Delta f_2$



(c)  $\Delta P_{tie12}$

Fig. 6. Dynamic responses of power system considering generation rate constraint

#### 5. 결론

부하주파수제어는 계통운용 및 제어에 있어서 주요한 과제중의 하나이며 발생하는 부하변동에 대해서 각 지역내의 주파수 및 연계선 조류편차를 허용치 내로 수렴시켜야한다. 전력시스템에서 기본적으로 요구되는 사항은 발전전력 출력량과 그 품질에 대한 소비자의 욕구를 지속적으로 만족시키기 위해 양질의 전력을 공급해야 한다. 따라서 본 논문에서는 다층신경회로망의 오차역전과 학습 알고리즘을 이용하여 퍼지 논리제어기에 미지의 플랜트 및 주위환경의 변화에 적응할 수 있는 NFC의 구조 및 알고리즘을 제안하였다. 신경회로망의 최급구배법을 이용하여 퍼지제어기에 있어 퍼지변수의 전건부 및 후건부 파라미터를 시스템에 알맞게 자기 조정할 수 있는 파라미터 자기조정기법을 제시하였다.

이를 발전량 증가를 고려한 경우에 있어 비교 검토하여 전실한 제어기법을 입증하고자 한다.

#### [참고 문헌]

- [1] Hung T. Nguyen, Michio Sugeno, Richard Tong, Ronald R. Yager, "Theoretical Aspects of Fuzzy Control", John Wiley & Sons, Inc., 1995.
- [2] Dimiter Driankov, Hans Hellendoorn, Michael Reinfrank, "An Introduction to Fuzzy Control", Springer, 1995.
- [3] J. C. Wu, T. S. Liu, "Fuzzy Control Stabilization with Applications to Motorcycle Control", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 26, No. 6, pp. 836-847, 1996.
- [4] Y. Zhang, G. P. Chen, O. P. Malik, G. S. Hope, "An Artificial Neural network Based Adaptive Power System Stabilizer", IEEE Transaction on Energy Conversion, Vol. 8, No. 1, pp. 71-77, 1993.
- [5] F. Beaufays, Y. A. Magid, B. Widrow, "Application of Neural Networks to Load-Frequency Control in Power Systems", Neural Networks, Vol. 7, No. 1, pp. 183-194, 1994.