

계통의 부하주파수 제어를 위한 뉴로-퍼지제어기 설계에 관한 연구

이 오 결, 김 상 효
동의과학대학 전기과

Design of Neuro-Fuzzy Controller for Load Frequency Control of Power Line

Oh-Keol Lee, Sang-Hyo Kim
Electrical Dong-Eui Institute of Technology

요 약

본 논문에서는 이와 같은 요청에 부합되는 강인한 퍼지제어기를 얻고자, 다층 신경회로망을 이용하여 퍼지제어기 멤버쉽 함수의 전건부 및 후건부 파라미터들을 시스템에 알맞게 자기 조정하기 위해 최급구배법(Steepest Gradient Method)에 근거한 오차 역전파 알고리즘으로 적응 학습시킬 수 있는 뉴로-퍼지제어기 (Neuro-Fuzzy Control : NFC)의 구조 및 알고리즘을 제안하였다.

I. 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. 본 논문에서는 이와 같은 요청에 부합되는 강인한 퍼지제어기를 얻고자, 다층 신경회로망을 이용하여 퍼지제어기 멤버쉽 함수의 전건부 및 후건부 파라미터들을 시스템에 알맞게 자기 조정하기 위해 최급구배법(Steepest Gradient Method)에 근거한 오차 역전파 알고리즘으로 적응 학습시킬 수 있는 뉴로-퍼지제어기 (Neuro-Fuzzy Control : NFC)의 구조 및 알고리즘을 제안하였다. 이를 다 지역 전력시스템의 부하주파수 제어에 적용하여 종래의 제어기법인 퍼지제어기(Fuzzy Logic Control : FLC)^{5,6)}, 신경망 제어기(Neural Network Controller : NNC)에 적용시켜 제안한 NFC의 플랜트 내부 파라미터의 변동이나 외부의 환경 변화 시, 정상상태 편차, 도달시간 및 주파수 최대 편차량 등을 최소화시킬 수 있음을 보이고자 한다.

II. 뉴로-퍼지제어기 설계

1. 뉴로-퍼지제어기 설계

현재, 제어분야에서 비선형성이 강하고, 명확하지 않은 플랜트를 효과적으로 제어하기 위해서 퍼지 이론이 응용되고 있다. 그러나 퍼지제어에 필요한 적절한 소속함수와 규칙을 구성하는 것은 전문가의 숙달된 지식에 의존하는 실정이다. 따라서 실제로 구성하기 어려운 경우가 많다.

본 논문에서는 퍼지제어기에 신경망의 학습기법을 이용하여 퍼지제어기의 소속함수형태를 조정하여 시스템에 적합한 제어신호를 얻도록 구성한다. 이때, i 지역의 k 번째 제어규칙은 식(1)과 같은 형태를 사용하였다.

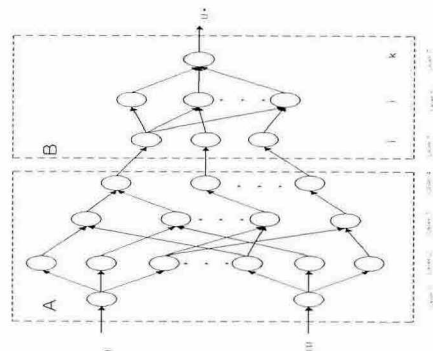


Fig. 1. Structure of NFC for i area

$$R_k : \text{If } E_i \text{ is } A_{ik} \text{ and } ED_i \text{ is } B_{ik} \text{ then } U_i \text{ is } C_{ik} \quad (1)$$

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. 본 논문의 모델구조는 그림 1과 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 함수 근사화를 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 비퍼지화 연산 부분과 같이 3층의 다층 신경회로망으로 구성한다.

- ① Layer 5 : 입력층으로서 퍼지제어기의 초기 값인 중심, 폭, 제어량 값을 입력으로 받아들인다.
- ② Layer 6, 7 : 중간층과 출력층으로써 활성화(임계)함수는 출력 $[-1, 1]$ 의 범위 내에서 미분 가능한 하이퍼볼릭 탄젠트 함수를 사용한다.

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

입력과 소속정도를 계산하는 부분은 그림 2의 퍼지 추론부와 같이 4개의 층으로 구성하였으며 퍼지 추론부에서 각 층의 유니트 사이의 연결강도는 1로 고정한다.

- ① Layer 1 : 각 유니트는 입력변수 (E_i, ED_i)에 해당된다.
- ② Layer 2 : 각 유니트는 언어항을 의미하며, 이 층에서는 입력에 대하여 해당 언어항의 소속정도, 즉 퍼지화 값을 구한다.
- ③ Layer 3 : 각 유니트는 각각 퍼지규칙의 조건부에 해당되며, Layer 2 에서 계산된 소속정도를 최솟값(MIN)연산을 통해 합성한다.
- ④ 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 역전과 시켜서 입력과 각 규칙의 소속정도에 대한 오차값을 계산하는 방법을 사용한다. 따라서 식(2)에 의해 목적 함수를 최소화시킨다.

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

여기서, y^* 는 그림 2에 의해 구해지는 NFC의 출력 U_i^* 이고, y^d 는 원하는 출력 즉 퍼지제어기의 출력이다. 따라서, 오차역전과 알고리즘에 의한 비퍼지화 부분의 각 층에서 역전과 되는 오차는 식(3)~(5)과 같다. 이때 k 층(출력층)에 대한 오차는 식(3)과 같다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = (y^* - y^d)f'(net_k) \quad (3)$$

j 층(중간층)의 뉴런에 역전과 되는 오차는 식(4)와 같다.

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = \sum_k \delta_k w_{kj} f'(net_j) \quad (4)$$

i 층(입력층)의 뉴런에 역전과 되는 오차는 식(5)과 같다.

$$\delta_i = -\frac{\partial E}{\partial net_i} = \sum_j \delta_j w_{ji} \quad (5)$$

여기서, E 는 출력오차의 함수로 다음 식과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \left[\frac{\sum_{k=1}^m \mu_k(x) \overline{U_{ik}}}{\sum_{k=1}^m \mu_k(x)} - y^d \right]^2 \quad (6)$$

여기에서,

$$\mu_k(x) = \mu_{A_{ik}}(E_i) \wedge \mu_{B_{ik}}(ED_i) \text{이다.}$$

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(7)~(9)와 같다.

$$CE_{ik}(t+1) = CE_{ik}(t) - \eta_c \frac{\partial E}{\partial CE_{ik}} \quad (7)$$

$$WD_{ik}(t+1) = WD_{ik}(t) - \eta_w \frac{\partial E}{\partial WD_{ik}} \quad (8)$$

$$U_{ik}(t+1) = U_{ik}(t) - \eta_u \frac{\partial E}{\partial U_{ik}} \quad (9)$$

2. 뉴로-퍼지제어기의 전력시스템의 부하주파수제어 적용

그림 2는 뉴로-퍼지제어기에 의한 전력시스템의 부하주파수제어의 블록 다이어그램이다. 먼저 퍼지제어기에 있어서 퍼지제어기의 전진부, 후진부 학습계수의 초기치를 설정한 후 각 추론의 적합도와 추론결과를 행하게 된다. 신경회로망은 그림 4와 같은 다층 신경회로망으로 퍼지제어기의 멤버쉽 함수를 자동 조정하여 오차를 최소화시키게 된다. 시뮬레이션에 사용된 신경회로망은 입력층 3개, 중간층 10개, 출력층 1개의 뉴런으로 구성하였다. 3개의 입력층 뉴런은 CE_{ik} , WD_{ik} , U_{ik} 을 입력으로 하였다.

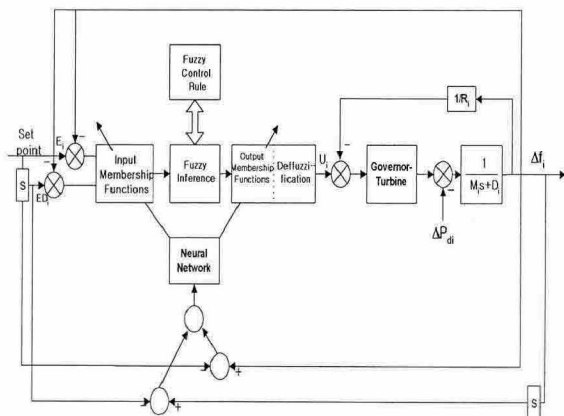


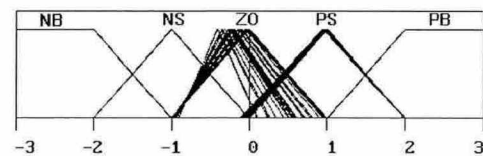
Fig. 2. NFC for i area power system

III. 시뮬레이션 결과 및 고찰

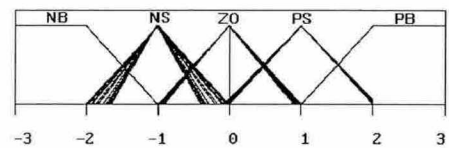
C. E. Fosha등이 제안한 종래의 최적제어 응답에서 E_i , ED_i 및 U_i 에 대한 학습용 입·출력 데이터 쌍을 이용하여 각 변수에 대해서 5개의 퍼지변수(NB, NS, ZO, PS, PB)를 초기 설정하고 그리고 최적제어에서 얻은 데이터를 랜덤하게 읽어들이

퍼지추론의 전진부 및 후진부의 중심치와 폭을 계산하게 된다.

제시한 NFC를 이용하여 1지역 전력계통의 부하주파수 제어에 적용시켰다. 먼저 전진부 및 후진부 멤버쉽함수의 중심치 및 폭을 제안한 기법에 의해 조정하여 본 시스템에 적용하였다. 이때 사례연구의 조건으로는 1지역에서의 부하외란 $\Delta P_{d1} = 0.01$ [p.u.]가 지속적으로 인가되는 것으로 하였다. 뉴로-퍼지 학습 절차에 따라 멤버쉽함수가 조정되어지는 과정은 그림 3과 같다.



(a) E1



(b) ED1

Fig. 3. Learning procedure for membership functions of area 1.

학습한 후 조정된 1지역의 파라미터 값들은 표 2와 같다. 이때 학습횟수는 총30회 중에서 26회를 선택하였다.

종래의 최적제어 응답특성으로 부터 얻은 학습용 입·출력 데이터를 사용하여 각 퍼지 변수의 멤버쉽 함수에 대한 파라미터를 제시한 학습 알고리즘에 따라 유연하게 조정되어짐을 나타내었다.

Table 1. Tuned parameters of area 1 (Case 1)

	Error		Change of Error		U_{ik}
	Center	Width	Center	Width	
NB	-2.0000E+00	2.0000E+00	-2.0000E+00	2.0000E+00	-1.5613E+00
NS	-1.0000E+00	2.0000E+00	-1.0203E+00	1.2833E+00	-3.1186E-02
ZO	-4.0077E-01	1.0299E+00	-8.8604E-03	1.8256E+00	0.0000E+00
PS	9.4929E-01	2.1002E+00	9.9622E-01	2.1142E+00	1.1788E+00
PB	2.0000E+00	2.0000E+00	2.0000E+00	2.0000E+00	2.0000E+00

그림 3은 1지역 전력계통의 부하주파수 제어에 있어서 제안한 NFC의 우수성을 알아보기 위해서 발전전력 증가율 제한을 고려하지 않은 경우에 있어서 종래의 제어기법인 FLC, NNC와 응답특성을

비교한 것이다. 1지역에 대한 주파수 편차와 제어 입력의 응답특성을 나타내고 있다. 그림 3의 (a)는 1지역의 주파수 응답특성을 나타내고 있다. 주파수 최대편차량을 비교해 보면 NNC 기법은 $-15.9981 \times 10^{-3}[\text{Hz}]$, FLC는 $-9.5731 \times 10^{-3}[\text{Hz}]$, NFC는 $-7.0623 \times 10^{-3}[\text{Hz}]$ 이다.

NFC는 NNC보다 56%정도 감소되고, FLC보다 26%정도로 감소되었다. 또한, 도달시간 및 정정시간을 비교해 보면 제한한 NFC의 도달시간은 1.15[sec]로 초기과도 상태에서 빠른 응답을 나타내었을 뿐만 아니라 정정시간도 1.21[sec]로 빠른 수렴 특성 및 우수한 특성을 얻을 수 있었다. 그림 3의 (b)는 1지역의 제어입력을 나타내고 있다. 이상과 같이 1지역인 경우에 있어서, 제안한 NFC 대한 유용성을 살펴보기 위해서 시뮬레이션을 통하여 살펴본 결과 종래의 제어기법들보다 응답특성이 우수해짐을 알 수 있었다.

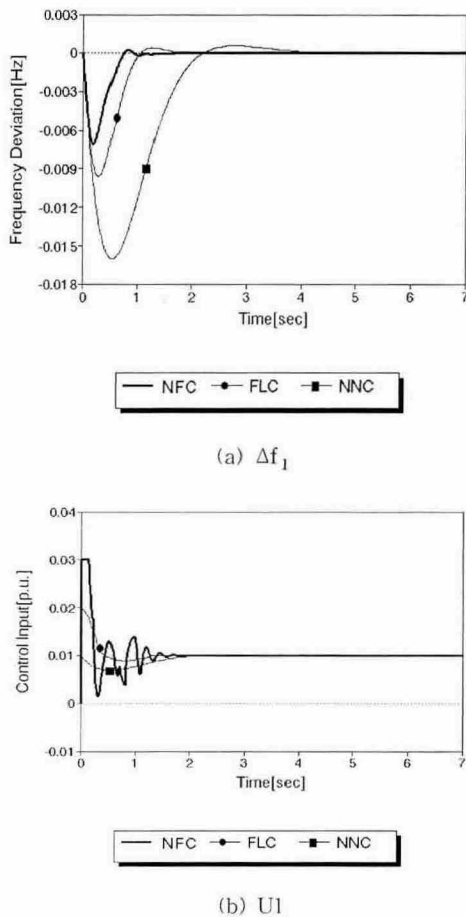


Fig. 4. Dynamic responses and control input of power system by NNC, FLC and NFC

IV. 결론

본 논문에서는 다중신경회로망의 오차역전파 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 자기조정할 수 있는 파라미터 자기조정기법을 제시하였다. 파라미터 자기조정기법으로는 종래 최적제어기의 응답특성으로 부터 얻은 학습용 입·출력 데이터를 사용하여 각 퍼지변수에 대한 중심값과 폭 등을 신경회로망의 오차역전파 학습 알고리즘에 따라 오차가 최소화될 때까지 반복 계산하였다. 제안한 NFC제어기는 제어대상의 특성이 변화되거나 부하외란에 대해 적응성을 갖도록 자동으로 조정이 가능한 제어기로서 종래의 제어기법인 퍼지제어, 신경회로망과 비교하여 제어 성능이 우수하며 건설한 제어기임을 입증하였다.

참고 문헌

- [1] K. Venkateswarlu and A. K. Mahalanabis, 1977, "Design of decentralised load-frequency regulator", Proc. IEE, Vol. 124, No. 9, pp. 817-821.
- [2] Goro Shirai, Shota Ohtsuaia, 1979, "Load Frequency Control for Multi-Area Electric Energy Systems Using Decomposition of Information Structure", T.IEE Japan, Vol. 99-B, No. 7, pp. 417-424.
- [3] Wah-Chun Chan, Sen, Yuan-Yih Hsu, 1981, "Automatic generation control of interconnected power system using variable-structure controllers", IEE Proceeding, Vol.128, Pt.D, No.5, pp. 269-279.
- [4] Allen. J. Wood and Bruce F. Wollenberg, 1984, "Power generation, operation and control", John Wiley & Sons.
- [5] Y. Terasawa, S. Iwamoto, 1990, "Optimal power flow solution using fuzzy mathematical programming", Electrical engineering in Japan, Vol. 108, No. 3, pp.46-54.
- [6] H. Nomura, I. Hayashi, N. Wakami, 1992, "A learning method of inference rules by descent methods", IEEE, pp.203-210.