

부하 주파수 제어에 의한 전력계통의 뉴로-퍼지제어기 설계

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

이오걸* · 김상효**

동의공업대학 전기과*, 주식회사 에니킵**

Oh-Keol Lee* · Sang-Hyo Kim**

*:Done-Eui Institute of Technology , **:EnerKeep. Co., Ltd

E-mail : oklee@dit.ac.kr

요 약

전력시스템의 부하주파수제어는 전력계통운용에 있어서 가장 중요하게 다루어야 한다. 본 논문에서는 강인한 퍼지제어기를 얻고자, 다층 신경회로망을 이용하여 퍼지제어기 멤버쉽 함수의 전건부 및 후건부 파라미터들을 시스템에 알맞게 자기 조정하기 위해 최급구배법에 근거한 오차 역전파 알고리즘으로 적응 학습시킬 수 있는 뉴로-퍼지제어기의 구조 및 알고리즘을 제안하였다.

1. 서 론

전력시스템의 부하주파수제어는 계통운용 및 제어에 있어서 주요한 과제 중의 하나이다. 전압 및 주파수를 규정범위 내로 유지하면서 효과적으로 제어하여 신속하게 전력 시스템의 안정화를 도모하려면 외란에 강인한 제어기를 설계하여야만 된다[1-3]. 따라서, 본 논문에서는 다층 신경회로망을 이용하여 퍼지제어기 멤버쉽 함수의 전건부 및 후건부 파라미터들을 시스템에 알맞게 자기 조정하기 위해 최급구배법에 근거한 오차 역전파 알고리즘으로 적응 학습시킬 수 있는 뉴로-퍼지제어기(NFC)의 구조 및 알고리즘을 제안하였다. 이를 다지역 전력시스템의 부하주파수 제어에 적용하여 종래의 제어기법인 퍼지제어기(FLC)[4-5], 신경망 제어기(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.

2. 부하주파수제어 모델 계통 방정식

제어 지역이 상호 연계된 다수의 전력 계통을 효율적인 주파수 제어 대책을 위하여 C. E. Fosha 등이 제안한 모델 계통을 주로 사용한다. 이는 Fosha 등이 선형 모델화하여 연구한 이래 다지역 전력 계통의 부하주파수제어에 대한 연구 모델로 많이 이용되고 있다[1~2].

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

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \mathbf{X}(t) &= \mathbf{A} \mathbf{X}(t) + \mathbf{B} \mathbf{U}(t) + \Gamma \Delta P_d \\ \mathbf{Y}(t) &= \mathbf{C} \mathbf{X}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

이다.

3. 뉴로-퍼지제어기 설계

3.1 뉴로-퍼지제어기 설계

현재, 제어분야에서 비선형성이 강하고, 명확하지 않은 플랜트를 효과적으로 제어하기 위해서 퍼지이론이 응용되고 있다. 그러나 퍼지제어에 필요한 적절

한 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 적응 능력을 갖는 신경망 이론과의 합성 및 융합을 이용한 연구가 시도되고 있다. 본 논문에서 사용한 뉴로-퍼지제어기의 구성은 그림 1과 같다.

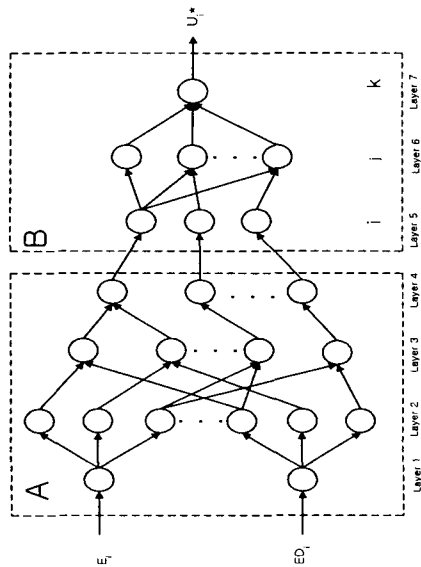


Fig. 1. Structure of NFC for i area

본 논문에서는 퍼지제어기에 신경망의 학습기법을 이용하여 퍼지제어기의 소속함수형태를 조정하여 시스템에 적합한 제어신호를 얻도록 구성한다. 이때, i 지역의 k번째 제어규칙은 식(2)와 같은 형태를 사용하였다.

$$R_k: \text{If } E_i \text{ is } A_{ik} \text{ and } ED_i \text{ is } B_{ik} \text{ then } U_i \text{ is } \quad (2)$$

여기서, E_i 는 제어 대상 i 지역의 출력치와 목표치의 오차이고, ED_i 는 오차 변화율이며, U_i 는 제어량을 표시한다. 또한, A_{ik} 과 B_{ik} 는 입력 변수의 퍼지 변수, C_{ik} 는 출력 변수의 퍼지변수를 나타낸다.

멤버쉽 함수는 일반적으로 많이 사용되고 계산하기에 편리한 식(3)과 같은 삼각형 멤버쉽 함수를 사용하였다.

$$\mu_{A_{ik}(E_i)} = 1 - \frac{2 | E_i - CE_{E_i} |}{WD_{E_i}} \quad (3)$$

여기서, CE_{E_i} 은 멤버쉽 함수의 중심값으로 적합도가 최대가 되는 값이고, WD_{E_i} 는 멤버쉽 함수의 폭을 나타낸다.

따라서, 식(3)의 삼각형 멤버쉽 함수의 발생 알고리즘을 이용하여 5개의 삼각형 퍼지변수를 사용하였으며, 멤버쉽 함수의 중심 및 폭은 표 1와 같다.

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	CE_{U_i}	-2.0	-1.0	0.0	1.0	2.0
	WD_{U_i}	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

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 나뉘어진다.

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 그림 1의 비퍼지화 연산부분과 같이 3층의 다층 신경회로망으로 구성한다.

- i) Layer 5 : 입력층으로서 퍼지제어기의 초기 값인 중심, 폭, 제어량 값을 입력으로 받아들인다.
- ii) 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 1의 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