

보일러-터빈 시스템을 위한 뉴로-퍼지 지능제어기 설계

조경완, 김상우
포항공과대학교 전자전기공학과

Neuro-Fuzzy Controller Design for Boiler-Turbine System

Kyoung-Wan Jo, Sang-Woo Kim

Dept. Electronic and Electrical Eng., Pohang University of Science and Technology

Abstract -In this paper, a multivariable neuro-fuzzy controller for a boiler-turbine system is designed. Two architectures are used. The first consists of boiler-turbine system identification and the second is designing a controller. A generalized backpropagation algorithm is developed and used to train the neuro-fuzzy controller. Designed controller is good tracking property and rejects the input and output disturbances. The results of the proposed design method is verified through simulation.

1. 서 론

보일러-터빈은 비선형의 다변수 시스템이다. 비선형 시스템에 대한 비선형 제어기 설계는 각각의 비선형성에 따라 그 방법이 달라지기 때문에 선형화된 모델을 이용하여 선형 제어기를 설계한다. 이 경우 원래 시스템의 비선형 및 불확실성을 고려하지 않는다면 실제 현장에 적용했을 때 시스템의 제어성능을 나타내지 못할 뿐만 아니라, 안전성조차 보장받지 못하게 된다. 비선형 및 불확실성을 가진 시스템을 제어할 수 있는 방법으로서, 현재 널리 사용되고 있는 퍼지 제어기를 이용할 수 있다. 그러나 퍼지 제어기는 대상 시스템에 대한 적합한 언어 규칙과 변수 선정에 문제점을 가지고 있다. 이러한 퍼지 제어기의 문제점을 해결하기 위해서 간접 신경회로망 제어기 설계 방법을 응용하여 명령 추종성과 외란에 강한 뉴로-퍼지 제어기를 설계하고자 하였다[1].

2. 본 론

2.1 보일러 모델

보일러-터빈 시스템은 연소실과 드럼으로 구성되어 있으며 시스템의 동특성은 다음과 같이 나타내어진다.[2].

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= -0.0018u_2x_1^{9/8} + 0.9u_1 - 0.15u_3 \\ \dot{x}_2 &= (0.073u_2 - 0.016)x_1^{9/8} - 0.1x_2 \\ \dot{x}_3 &= (141u_3 - (1.1u_2 - 0.19)x_1)/85 \\ y_1 &= x_1, \quad y_2 = x_2 \\ y_3 &= 0.05(0.13073x_3 + 100a_{cs} + q_e/0 - 67.975) \end{aligned} \quad (2.1)$$

$$\begin{aligned} a_{cs} &= \frac{(1 - 0.001538x_3)(0.8x_1 - 25.6)}{x_3(1.0394 - 0.0012304x_1)} \\ q_e &= (0.854u_2 - 0.147)x_1 + 45.59u_1 - 2.514u_3 - 2.096 \end{aligned}$$

위의 비선형 모델은 Bell과 Astrom에 의하여 알려진 160MW용 화력 발전소의 보일러-터빈 모델로서 상태 변수 x_1, x_2, x_3 는 각각 드럼 증기압 (kg/cm^2), 전기적 출력 (MW), 드럼내의 유체의 농도 (kg/cm^3)를 나타낸다. 또 y_3 은 드럼의 수위 (m)를 나타내며, a_{cs} 은 증기의 질, q_e 은 증발률을 나타낸다. 제어 입력 u_1 은 연료조절

밸브, u_2 은 증기조절밸브, u_3 은 급수조절밸브이다. 제어입력은 모두 정규화 되어 있으면 다음과 같은 조건을 가지고 있다.

$$\begin{aligned} 0 < u_1 \leq 1, \quad |\dot{u}_1| \leq 0.007/sec \\ 0 \leq u_2 \leq 1, \quad -2/sec \leq \dot{u}_2 \leq 0.02/sec \\ 0 \leq u_3 \leq 1, \quad |\dot{u}_3| \leq 0.05/sec \end{aligned} \quad (2.2)$$

보일러-터빈의 중간부하점의 상태는 $x^0 = [108 \ 66.6 \ 428]^T$, $u^0 = [0.34 \ 0.69 \ 0.436]^T$, $y^0 = [108 \ 66.6 \ 5] \text{이다}$

2.2 보일러-터빈 시스템 식별

2.2.1 신경망 구조

최적의 뉴로-퍼지 제어기를 설계하기 위해서는 제어기의 파라미터를 구하기 위해서 입출력 데이터가 필요하다. 데이터는 원하는 출력과 플랜트의 출력과의 차이와 그 때 제어기의 제어 입력인데 이 데이터는 플랜트에서 직접적으로 얻어 낼 수가 없다. 이런 이유로 해서 신경회로망을 이용해서 플랜트를 모델링 한 후, 이 신경회로망이 대상 시스템을 잘 모델링하고 있다고 가정하고 출력오차값을 신경회로망 모델을 통해서 역전파하여 뉴로-퍼지의 출력 오차값을 근사하는 방법을 사용한다

플랜트는 입력인 연료조절밸브, 증기조절밸브, 수위조절밸브에 따라 출력인 드럼증기압, 전기적 출력, 수위가 변화가 되는데 각 출력에 대해서 독립적인 3개의 신경회로망을 구성하여 플랜트를 모델링하였다. 신경회로망 구조는 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며,

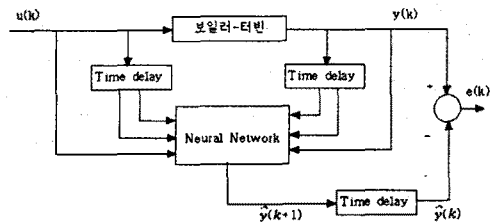


그림 1 신경회로망을 이용한 시스템 식별

출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결이 존재하지 않는 전방향 네트워크이다[3]. 신경회로망의 weight와 bias학습에는 Levenberg-Marquardt방식을 이용하였다.

2.2.2 시스템 식별 결과

보일러-터빈 시스템 식별에 필요한 임의의 입출력 데이터는 주파수가 다른 Sine파를 입력으로 주어 얻은 데이터를 이용하였다. 시스템 식별의 결과는 그림 2, 3, 4과 같이 오차가 거의 없음을 알 수 있다.

위의 퍼지 논리시스템은 singleton fuzzifier, product inference rule, 그리고 무게중심법을 이용한 비퍼지화를 적용한 것이다.

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i) \right]}{\sum_{l=1}^M \left[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i) \right]} \quad (2)$$

위의 식에서 \bar{y}^l 은 $\mu_{G^l}(y^l)$ 을 만족하는 상수이고 $\mu_{A_i^l}(x_i)$ 은 퍼지집합 A_i^l 의 소속함수이고 M은 퍼지규칙의 수를 의미한다. 식(2.3)으로 표현되는 퍼지논리 시스템은 3층 다중 신경회로망 구조로 변환될 수 있다.

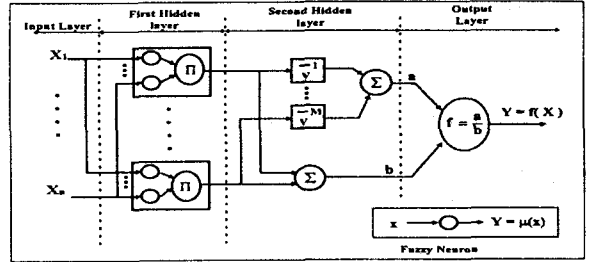


그림 5. 다중신경회로망을 이용한 퍼지 논리 시스템

2.3.2 퍼지 논리 시스템 학습 알고리즘

퍼지로지 시스템이 다중 신경회로망 구조로 나타내어지는 경우 신경회로망에서와 동일한 방법으로 역전파 알고리즘을 이용하여 퍼지로지 시스템을 학습시킬 수 있다. 다음과 같은 입출력 쌍들이 주어져 있다.

$$(x^p, y^d), \quad x^p \in U, \quad y^d \in V, \quad p=1, \dots, N \quad (3)$$

위의 식에서 U 는 입력 변수에 대한 집합이고 V 는 퍼지 제어기의 출력 변수에 대한 집합이다. 이와 같이 주어진 입출력 쌍들에 대하여 아래의 Least-Mean-Square오차를 최소화하는 퍼지로지 시스템을 학습시키는 문제를 고려해 보자

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \{ y - y^d \}^2 \quad (2.5)$$

만일 조건부의 각 퍼지변수들의 소속함수가 다음과 같은 삼각 멤버십 함수로 주어졌다고 가정하면, 각 퍼지 변수들의 소속함수는 다음과 같은 형태로 나타내어진다.

$$\mu_{A_i^l}(x_i) = 1 - \frac{2|x_i - a_i^l|}{b_i} \quad (2.5)$$

위의 식에서 a_i^l 은 입력 변수 x_i 에 대한 삼각 멤버십 함수의 꼭지점이고, b_i^l 은 밑면이 길이를 나타내며 조절 가능한 파라미터 값들로서 이 값들을 조절함으로써 맞춘 퍼지로지 제어기의 소속함수를 학습시킬 수 있다. 각 파라미터의 학습은 다음과 같이 행한다.[4]

$$a_i^l(t+1) = a_i^l(t) - \eta_a \frac{\partial E}{\partial a_i^l} \quad (2.6)$$

$$\bar{y}_i^j(t+1) = \bar{y}_i^j(t) - \eta_y \frac{\partial E}{\partial \bar{y}_i^j}$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_i^l} = \frac{\mu_j(x)}{\sum_{j=0}^M \mu_j(x)} (y - y^d) (\bar{y}_j - y) \text{sgn}(x_i - a_i^l) \frac{1}{b_i^l}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \bar{y}_i^j} = \frac{\mu_j(x)}{\sum_{j=0}^M \mu_j(x)} (y - y^d) (\bar{y}_j - y) \quad (2.7)$$

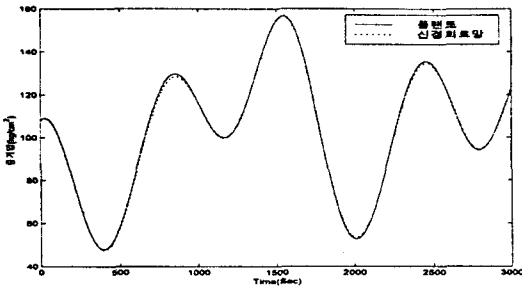


그림 2. 플랜트와 신경회로망의 드럼 증기압

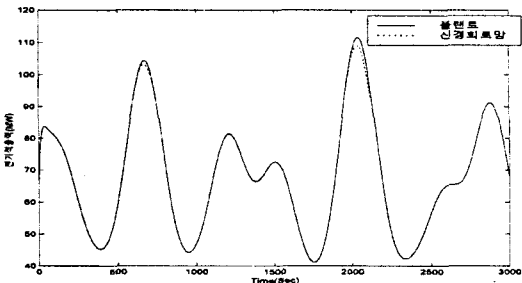


그림 3. 플랜트와 신경회로망의 전기적 출력

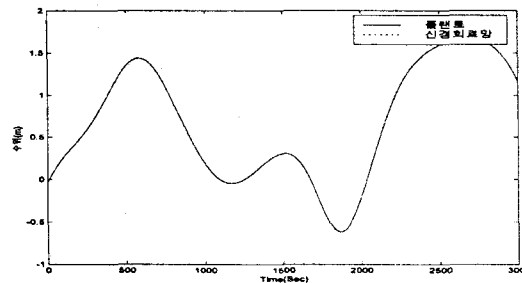


그림 4. 플랜트와 신경회로망의 수위

2.3 뉴로-퍼지 제어기

신경회로망을 이용하여 퍼지 논리 시스템을 구현하는 가장 일반적인 방법은 퍼지 논리 시스템을 신경회로망 구조와 동일한 구조를 가지도록 하는 것이다. 이 방법을 사용할 경우 신경회로망에서 사용하고 있는 대부분의 종류의 학습 알고리즘을 그대로 퍼지 논리 시스템에 적용함으로써 원하는 퍼지규칙(Fuzzy Rule)과 각 소속함수(Membership function)들의 매개 변수 값들을 학습시킬 수 있는 장점을 가지게 된다.[4]

2.3.1 퍼지 논리 시스템의 구조 결정

다음과 같은 Sugeno-Type Fuzzy implication으로 이루어진 퍼지논리 시스템을 보자.[5]

- $R^1 : \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^1 \text{ and } \dots x_n \text{ is } A_n^1 \text{ THEN } y \text{ is } G^1$
- $R^2 : \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^2 \text{ and } \dots x_n \text{ is } A_n^2 \text{ THEN } y \text{ is } G^2$
- \vdots
- $R^3 : \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^3 \text{ and } \dots x_n \text{ is } A_n^3 \text{ THEN } y \text{ is } G^3$

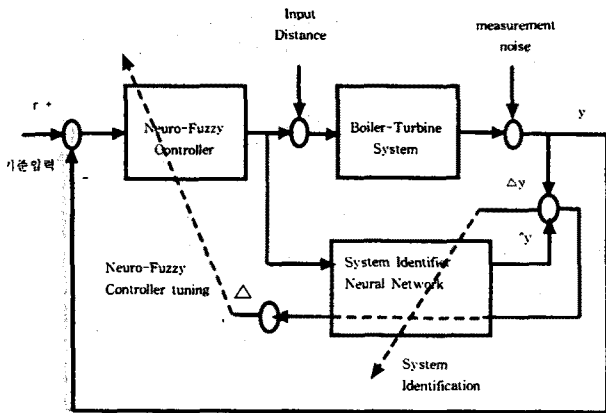


그림 6. 뉴로-퍼지 제어기 기본 구성도

2.3.3 보일러-터빈 제어기 시스템 설계

보일러-터빈 시스템에 대한 Neuro-Fuzzy제어기의 구성은 그림6과 같다. 보일러-터빈 시스템의 제어기는 간접 뉴로-퍼지 제어기(NFLC : Neuro-Fuzzy Logic controller)의 구조를 가지고 있다. 먼저 NFLC의 출력과 실제 시스템의 출력 사이에 제어 대상 시스템이 존재하기 때문에 NFLC의 학습을 위하여 필요한 제어기 출력오차를 곧바로 얻을 수 없다. 이를 해결하기 위하여 신경회로망을 이용하여 제어대상 시스템을 모델링 한 후, 이 신경회로망이 대상 시스템을 잘 모델링하고 있다는 전제하에 출력오차값을 신경회로망 모델을 통하여 역전파하여 NFLC의 출력 오차값을 근사하는 방법을 사용한다.

2.4 시뮬레이션 결과

제안된 뉴로-퍼지 제어기의 추종성과 외란에 강함을 보이기 위해서 다음과 같은 시뮬레이션을 실시하였다. 드럼 증기압, 전기적 출력, 수위를 중간 부하점에서 10% 증가시켰을 때의 결과는 그림7,8,9에 나타내었다. 그림에서 실선은 학습전의 결과이며 점선이 학습 후의 뉴로퍼지 제어기의 결과를 나타낸다. 그림10,11은 입력과 출력의 외란에 대한 결과를 나타낸다.

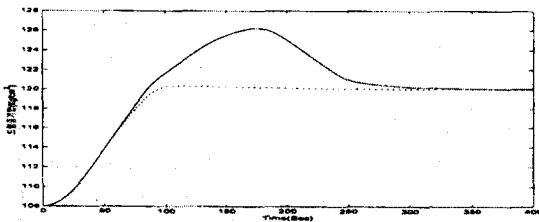


그림 7. 드럼증기압

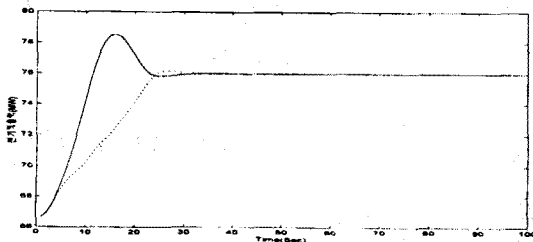


그림 8. 전기적 출력(MW)

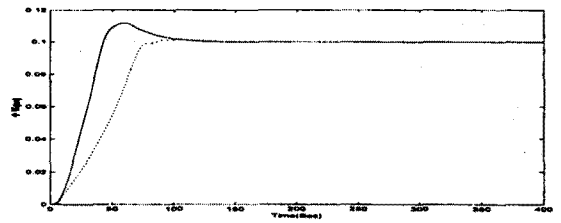


그림 9. 수위(m)

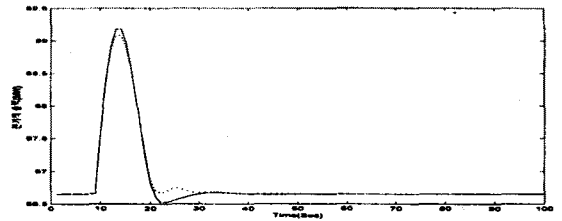


그림 10. 입력단 외란에 대한 전기적 출력

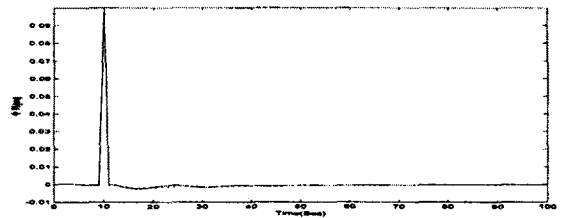


그림 11. 출력단 외란에 대한 수위

3. 결 론

본 논문에서는 비선형의 보일러-터빈 시스템을 효과적으로 제어하기 위해선 뉴로퍼지 제어기를 설계하였다. 이 뉴로퍼지 제어기는 퍼지의 특징인 언어적 정보를 이용하고 신경회로망의 뛰어난 학습을 이용하여 우수한 추종성과 입력과 출력에 대해서 강한 제어를 설계할 수 있었다.

뉴로퍼지 학습시 학습률을 초기에 결정해 주게 되는데 이 초기값에 작으면 느린 수렴 속도를 보이며 크면 과도한 학습으로 인해서 도리어 원하지 않은 결과를 얻게 된다. 앞으로 학습률을 능동적으로 조정해서 수렴속도 향상과 과도한 학습이 일어나지 않도록 하는 연구가 더 진행되어야 할 것이다.

[참고 문헌]

- [1] Z.Gherari and Y.Hamam, "Backpropagation Neurofuzzy Controller for Nonlinear Dynamic System. The proceedings of the fifth IEEE international conference on fuzzy systems, pp.1178-1183, 1996
- [2] 권옥현, 김상우, 박부건, 김은기, "개선된 LGQ/LTR방법에 의한 보일러-터빈 제어 시스템 설계", Trans. KIEE, Vol.39, No.2 pp.199-209, 1990
- [3] Kumpati S.Narendra and Kannan Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", IEEE Trans. on Neural Network, Vol.1, No.1, pp.4-27, March, 1990
- [4] Chin-teng Lin and C.S.George Lee, "Neural Fuzzy Systems", Prentice-Hall International, Inc.
- [5] Li-Xin Wang, "A course in Fuzzy Systems and Control", Prentice-Hall International, Inc.
- [6] 정호성, 황창선, 황현준, "퍼지 제어기를 이용한 다변수 모델 추종 보일러-터빈 제어시스템의 설계", Trans. KIEE, Vol.46, No.7, Jul, 1997