

상대 이득 행렬을 이용한 뉴로-퍼지 제어기의 설계

Design of Neuro-Fuzzy Controller using Relative Gain Matrix

서삼준*, 김동원**, 박귀태**

Sam-Jun Seo*, Dongwon Kim**, and Gwi-Tae Park**

* 안양대학교 전기전자공학과

** 고려대학교 전기공학과

요 약

일반적으로 다변수 계통에 대한 퍼지 제어에서 퍼지 규칙을 얻기가 어려워 입출력 사이의 페어링을 이용한 독립적인 단일 입력 단일 출력의 병렬 구조를 이용한다. 그러나, 결합되지 않은 입출력 변수간의 상호작용으로 제어 성능에 나쁜 영향을 준다. 특히, 강한 결합 특성을 가진 계통의 경우 제어 성능을 아주 저하 시킨다. 본 논문에서는 이러한 상호작용에 의한 영향을 보상해 주기 위해 상대 이득 행렬을 이용한 신경 회로망을 도입하였다. 제안한 뉴로 퍼지 제어기는 역전파 알고리즘으로 학습되며 상호작용에 대한 결합강도를 자동으로 조정하여준다. 제안한 뉴로 퍼지 제어기의 성능을 200MW급 보일러 계통에 대한 컴퓨터 모의실험을 통해 입증하였다.

Abstract

In the fuzzy control for the multi-variable system, it is difficult to obtain the fuzzy rule. Therefore, the parallel structure of the independent single input-single output fuzzy controller using a pairing between the input and output variable is applied to the multi-variable system. However, among the input/output variables which are not paired the interactive effects should be taken into account. these mutual coupling of variables affect the control performance. Therefore, for the control system with a strong coupling property, the control performance is sometimes lowered. In this paper, the effect of mutual coupling of variables is considered by the introduction of a neuro-fuzzy controller using relative gain matrix. This proposed neuro-fuzzy controller automatically adjusts the mutual coupling weight between variables using a neural network which is realized by back-propagation algorithm. The good performance of the proposed neuro-fuzzy controller is verified through computer simulations on 200MW boiler systems.

Key words : fuzzy system, neural network, neuro-fuzzy control, relative gain matrix

1. 서 론

선형 제어 기법의 여러 가지 문제를 해결하기 위해서 퍼지 제어기 설계에 대한 많은 연구가 진행되어 왔다. 이러한 퍼지 제어 방식은 숙련된 기술자로부터 얻어진 시스템에 대한 언어적 정보를 바탕으로 수학적 모델이 불가능하거나 비선형성이 강한 시스템에 대한 제어 방식으로 널리 사용되어 왔다[1].

입력변수가 n 개이고 출력변수가 m 개인 다변수 퍼지 논리 제어기(MIMO 퍼지 제어기)는 입력변수가 n 개이고 출력변수가 한 개인 MISO 퍼지 제어기의 결합으로 나타낼 수 있다. 그러나 다변수 계통에서는 제어 입력과 상태 변수간의 강한 결합성이 제어성능에 큰 영향을 미치게 된다. 특히 계통이 비선형일 경우에는 결합성으로 인한 상호 영향이 계통을 제어하기 더욱 힘들게 하는 한 요인이 된다. 이와 같은 결합성이 강한 다변수 계통을 효과적으로 제어하기 위하여 여러 가지 해석적인 기법들이 있다[2][3][4].

60년대 중반 Bristol에 의하여 처음 제안된 상대 이득 행렬(RGM)을 이용하여 강한 영향을 주는 변수끼리 페어링 함

으로써 감결합 효과를 얻는 방법이 있다[5]. 이 방법은 계통의 정상상태 정보만으로 제어기 출력변수와 제어 상태변수(controlled variable)간의 영향 정도가 강한 것끼리 1대 1로 짝을 지어 우세한 짝끼리 제어하는 기법으로 최근까지 초기의 개념을 변형시킨 여러 가지 기법이 효과적으로 사용되고 있다[6],[7].

그러나 상대 이득 행렬을 이용한 입출력 페어링에 의한 다변수 퍼지 논리 제어기는 독립적인 단일 입출력 계통의 병렬 제어기로 생각할 수 있다. 따라서 상호결합에 의한 성능 저하는 피할 수 없는 문제이며 경우에 따라서는 제어기의 성능을 잃어버릴 수도 있다. 그러므로, 변수들간의 상호 결합성이 강한 다변수 계통에 대해서는 퍼지 제어기의 출력간의 상호작용을 고려하지 않을 수 없다.

따라서, 본 논문에서는 이 상호작용에 의한 영향을 보상해 주기 위해 신경 회로망을 도입하였다. 제안한 뉴로 퍼지 제어기는 역전파 알고리즘으로 학습되며 상호작용에 대한 결합강도를 자동으로 조정하여준다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 상대 이득 행렬의 개념과 상대 이득 행렬을 이용한 다변수 퍼지 논리 제어기에 관해 설명하였으며, 3장에서는 제안한 뉴로 퍼지 제어기의 구성과 학습 알고리즘을 설명하였고 4장에서는 보일러 계통에 대한 컴퓨터 모의실험 결과를 보였고 5장에서 결론을 실었다.

접수일자 : 2004년 10월 17일

완료일자 : 2004년 12월 1일

2. 상대 이득 행렬을 이용한 다변수 퍼지 제어기

2.1 상대 이득 행렬

다변수 계통에서는 제어 입력과 상태 변수간의 강한 결합성이 제어 성능에 큰 영향을 미치게 된다. 특히 계통이 비선형일 경우나 외란이 투입되는 경우에는 영향 정도가 심하게 되어 모든 출력에 영향을 미치게 되므로 더욱 제어가 어렵게 된다. 이러한 다변수 계통의 제어를 위한 여러 가지 해석적인 기법들이 제안되어 효과적으로 사용되고 있으나, 본 절에서는 Bristol에 의하여 처음 제안된 상대 이득 행렬(RGM)을 이용하는 방법을 간단하게 설명한다[5].

이 방법은 계통의 정상상태 정보만으로 제어기 출력 변수(manipulated variable)와 제어 상태 변수(controlled variable)간의 영향 정도가 강한 것끼리 1대 1로 페어링한 후, 하나의 출력이 하나의 입력에 의해 제어되도록 하는 기법으로서, 최근까지 초기의 개념을 변형시킨 여러 가지 기법이 실제 다변수 계통의 제어기 설계에 효과적으로 사용되고 있다.

RGM에 대한 개념을 설명하기 위하여 그림 1과 같이 정상상태 모델을 얻을 수 있는 2x2 다변수 계통을 고려해 보자.

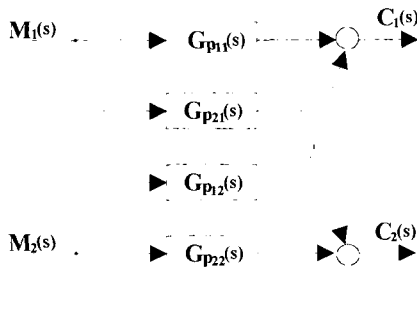


그림 1. 2x2 다변수 계통의 블록선도
Fig. 1. Block diagram of 2x2 multivariable system

계통이 특정 동작점에서 선형화될 수 있다면 4개의 전달함수 $G_{p11}(s)$, $G_{p21}(s)$, $G_{p12}(s)$, $G_{p22}(s)$ 를 갖는 계통에 대한 정상상태 모델은 개루프 정상상태 이득 K_{11} , K_{12} , K_{21} , K_{22} 에 의하여 식 (1)과 같이 표현 가능하며, 행렬 표현식은 식(2)와 같다.

$$\begin{aligned} \Delta c_1 &= K_{11}\Delta m_1 + K_{12}\Delta m_2 \\ \Delta c_2 &= K_{21}\Delta m_1 + K_{22}\Delta m_2 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\Delta C = K\Delta M \quad (2)$$

여기서 $\Delta C, \Delta M$ 은 제어기 출력변수 m 과 제어변수 c 에 대한 편차변수(deviation variable) 행렬로서 식 (3)과 같이 구성되고,

$$\Delta C = \begin{bmatrix} \Delta c_1 \\ \Delta c_2 \end{bmatrix}, K = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} \\ K_{21} & K_{22} \end{bmatrix}, \Delta M = \begin{bmatrix} \Delta m_1 \\ \Delta m_2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

K 는 식 (4) 또는 식 (5)에 의해 계산될 수 있다.

$$K = \lim_{s \rightarrow 0} G_p(s) = G_p(0) \quad (4)$$

$$\begin{aligned} K_{11} &= \left. \frac{\Delta c_1}{\Delta m_1} \right|_{m_2}, & K_{12} &= \left. \frac{\Delta c_1}{\Delta m_2} \right|_{m_1} \\ K_{21} &= \left. \frac{\Delta c_2}{\Delta m_1} \right|_{m_2}, & K_{22} &= \left. \frac{\Delta c_2}{\Delta m_2} \right|_{m_1} \end{aligned} \quad (5)$$

이러한 4개의 개루프 이득을 이용하여 구성된 행렬을 정상상태 이득 행렬(Steady State Gain Matrix: SSGM)이라 하고, 각 요소 K_{ij} 는 결국 c_i 와 m_j 간의 결합되는 정도를 나타내게 된다. 따라서, SSGM의 각 행에서 가장 큰 절대값을 나타내는 m 과 c 변수의 조합을 가장 결합성이 큰 변수 페어로 선택한다. 예를 들어 식 (5)에서 $|K_{12}| > |K_{11}|$ 라면 c_1 을 제어할 입력 변수로 m_2 를 선택하고, 페어링하게 된다. 그러나, 이러한 SSGM에서는 K_{ij} 의 단위가 모두 다르기 때문에 결과적으로 크기에 대한 비교를 할 수 없게 된다. 따라서 SSGM을 정규화시킴으로써 크기가 단위와는 무관하게 되도록 식 (6)과 같이 정의한다.

$$\mu_{ij} = \frac{\left. \frac{\partial c_i}{\partial m_j} \right|_m}{\left. \frac{\partial c_i}{\partial m_j} \right|_c} \quad (6)$$

식 (6)의 의미를 살펴보면 분자항 $K'_{ij} = \left. \frac{\partial c_i}{\partial m_j} \right|_m$ 는 정상상태 이득으로 m_j 이외의 다른 m 을 상수로 고정시키고 c_i 에 대한 m_j 의 비를 구한 것이다. 분모 $K_{ij} = \left. \frac{\partial c_i}{\partial m_j} \right|_c$ 는 c_i 를 제외한 다른 출력 변수들이 출력 설정치로 레귤레이션된 상태에서 얻어진 이득비이다. 즉, RGM의 각 요소는 식 (7)의 의미를 갖는다.

$$\mu_{ij} = \frac{K'_{ij}}{K_{ij}} = \frac{\text{open loop gain}}{\text{closed loop gain}} \quad (7)$$

따라서 μ_{ij} 를 이용하여 식 (2)의 모델에 대한 RGM을 구성하면 식 (8)과 같다.

$$\mu = \begin{bmatrix} & m_1 & m_2 \\ c_1 & \mu_{11} & \mu_{12} \\ c_2 & \mu_{21} & \mu_{22} \end{bmatrix} \quad (8)$$

μ_{ij} 은 각 행이나 열의 합이 항상 1이 되게 되며, μ_{ij} 의 크기에 따른 결합 성질은 다음과 같다.

- (i) 1인 경우는 변수들이 완전 비결합된 $\mu_{ij}=1$ 상태이므로, c_i 는 m_j 에 의해 제어되어야 한다.
- (ii) $0 < \mu_{ij} < 1$ 인 경우에는 μ_{ij} 가 0.5에 가까울수록 변수들 간의 상호 결합 정도가 크게 된다.
- (iii) $\mu_{ij}=0$ 인 경우는 c_i 가 m_j 에 의해 제어되어서는 안 되는 상황이다.
- (iv) $\mu_{ij} < 0$ 인 경우는 음으로 커질수록 불안정하게 제어되는 경우이다.

따라서 이상의 성질로부터 μ_{ij} 가 가능한 1에 가까운 변수 c_i 와 m_j 를 페어링해야 하며, μ_{ij} 가 1에 가까운 것이 없을 때는 비례환 상태에서 또는 제환 상태에서 계통 변수들 간의 결합 정도가 매우 강한 것을 의미하므로 변수들의 페어링하기가 어렵다.

2.2 입출력 페어링에 의한 퍼지 논리 제어기

그림 2에 입출력 페어링에 의한 퍼지 논리 제어기의 블록 선도를 나타내었다. FLC의 제어 규칙을 간소화하기 위해 각각 하나씩의 입력과 출력변수를 페어링하고, 각 출력이 하나의 FLC에 의해 제어되도록 한다. 입출력 변수 페어링은 변수들 간의 결합 문제를 최소화하고 가장 밀접하게 관련되어 있는 입출력 변수끼리 페어링하도록 하기 위해 상대 이득 행렬에 의해 수행된다.

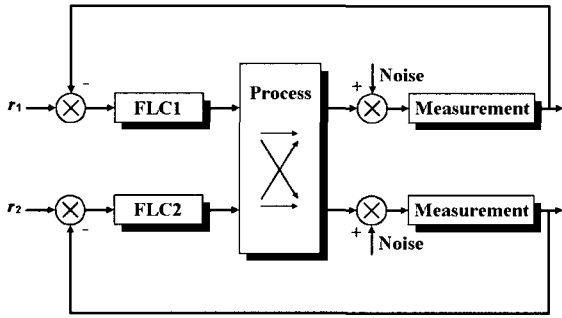


그림 2. 입출력 페어링에 의한 퍼지 논리 제어기의 블록선도
Fig. 2. Block diagram of FLC by input-output pairing

상대 이득 행렬로부터 입출력 페어링이 $u_1 \Leftrightarrow y_1$, $u_2 \Leftrightarrow y_2$ 와 같이 되었을 때 오직 퍼지 논리 제어기의 강인성에 의해 플랜트를 제어하는 경우, 결합성이 강한 플랜트에 대해서는 제어 성능이 저하하는 문제점이 있다.

3. 제안한 뉴로 퍼지 제어기

그림 3에 입출력 페어링이 $u_1 \Leftrightarrow y_1$, $u_2 \Leftrightarrow y_2$ 와 같이 된 경우 제안한 뉴로 퍼지 제어기의 블록 선도를 나타내었다. 이때, y_1 에 대한 u_2 의 영향과 y_2 에 대한 u_1 의 영향을 고려해 주기 위해 보상기를 달았으며, 이 보상기의 변수들은 신경 회로망에 의해 에러를 최소화하는 방향으로 학습된다. 따라서 상대이득행렬의 추정치를 이용할 수 있는 경우 각 입출력 간의 결합(coupling)을 고려하지 않고 오직 퍼지 제어기 (FLC)의 강인성만 가지고 보상하게 되었을 때 결합이 강한 프로세스의 경우 제어 성능이 저하되는 문제점을 이와 같이 신경 회로망 보상기를 달아서 더 나은 성능을 가질 수 있도록 하였다.

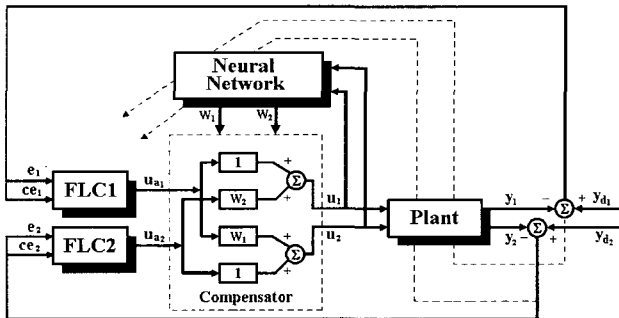


그림 3. 제안된 뉴로 퍼지 제어기의 구조
Fig. 3. Structure of the proposed neuro fuzzy controller

제어 입력은 식 (9)와 같이 정해진다.

$$\begin{aligned} u_1 &= 1 \times u_{a1} + W_2 \times u_{a2} \\ u_2 &= W_1 \times u_{a1} + 1 \times u_{a1} \end{aligned} \quad (9)$$

FLC1의 출력 u_{a1} 의 변화는 제어 입력 u_1 뿐만 아니라, 제어 입력 u_2 에 대해서도 $W_1 \times u_{a1}$ 만큼의 변화를 유발한다. 이는 다변수 계통의 결합효과를 고려해준 것으로 u_1 이 y_1 과 강하게 결합되었으므로 결합강도를 1로 주었으며, y_2 에 대한 결합강도를 신경 회로망의 직접 적용 제어 구조를 취하여 보상한 것이다. FLC2의 출력 u_{a2} 의 변화에 대해서도 마찬가지로의 원리가 적용된다.

역전파 학습 알고리즘을 통해 신경 회로망의 연결강도의 변화량을 구해보면 오차 함수는 식 (10)과 같다.

$$E = \frac{1}{2} (e_1^2 + e_2^2) = \frac{1}{2} \{ (y_{d1} - y_1)^2 + (y_{d2} - y_2)^2 \} \quad (10)$$

출력단의 연결강도의 변화량을 구해 보면 식 (11)과 같다.

$$\Delta w_{kj}(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + \alpha \Delta w_{kj}(n) + \beta \Delta w_{kj}(n-1) \quad (11)$$

연쇄법칙을 이용해서 오차함수 식 (10)에서 연결강도 변화량 $\frac{\partial E}{\partial w_{kj}}$ 를 구해보면 식 (12)와 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \quad (12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y} = \left[-\frac{\partial E}{\partial y_1} \quad -\frac{\partial E}{\partial y_2} \right] = \left[-e_1 \quad -e_2 \right] \quad (13)$$

$$\frac{\partial y}{\partial u} = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial u_1} & \frac{\partial y_1}{\partial u_2} \\ \frac{\partial y_2}{\partial u_1} & \frac{\partial y_2}{\partial u_2} \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} \text{sign}(\frac{\partial y_1}{\partial u_1}) & \text{sign}(\frac{\partial y_1}{\partial u_2}) \\ \text{sign}(\frac{\partial y_2}{\partial u_1}) & \text{sign}(\frac{\partial y_2}{\partial u_2}) \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial O_1} \\ \frac{\partial u_2}{\partial O_1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{a2} \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial O_2} \\ \frac{\partial u_2}{\partial O_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ u_{a1} \end{bmatrix} \quad (15)$$

여기서, O_1 는 신경 회로망의 출력으로 W_1 과 같으며, O_2 는 W_2 와 같다.

식 (10)과 식 (11)에 의해서 신경회로망의 연결강도의 변화량을 구할 수 있고 이로 인해 학습이 가능하다.

전체적인 학습 알고리즘을 구해보면 다음과 같다.

- [1] 연결강도와 바이어스 항을 0으로 초기화
- [2] 플랜트 제어입력을 신경망의 입력으로 인가
- [3] 플랜트 목표값과 실제 출력값사이의 오차 획득
- [4] 오차가 감소하도록 각 층의 연결강도를 다음과 같이 변화

▶ 출력층 연결 강도의 변화량 결정

$$\Delta w_{kj}(n+1) = -\eta \cdot \delta_k \cdot O_j + \alpha \Delta w_{kj}(n) + \beta \Delta w_{kj}(n-1) \quad (16)$$

$$\delta_k = [-e_1 - e_2] \cdot \text{sign} \left[\frac{\partial y}{\partial u} \right] \frac{\partial u}{\partial O_k} O_k (1 - O_k) \quad (17)$$

▶ 중간층 연결 강도의 변화량 결정

$$\Delta w_{ji}(n+1) = -\eta \cdot \delta_i \cdot O_i + \alpha \Delta w_{ji}(n) + \beta \Delta w_{ji}(n-1) \quad (18)$$

$$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_k \delta_k w_{kj}(n) \quad (19)$$

- [5] 보상으로 들어가는 연결강도, 즉 신경망의 출력값을 획득
- [6] 2단계에서 반복

4. 컴퓨터 모의실험 및 결과

제안한 뉴로 퍼지제어기의 유용성을 입증하기 위하여 200MW급 화력 발전기용 보일러 시스템에 대해 컴퓨터 모의실험을 수행하였다. 보일러 시스템에 대한 동특성 방정식은 신뢰도가 입증된 Ray의 모델을 사용하였다[6].

$$\begin{aligned}
 \frac{dP}{dt} &= -a_1 \cdot S \cdot P^{1/8} + a_2 \cdot P_F - a_3 \cdot F + a_4 \cdot L + a_5 \cdot T_E \\
 \frac{dS}{dt} &= 10 \cdot C_V \cdot P^{1/2} - a_6 \cdot S \\
 \frac{dL}{dt} &= a_7 \cdot F_W + a_8 \cdot P_F + a_9 \cdot C_V - a_{10} \cdot P^2 \\
 &\quad - a_{11} \cdot L - a_{12} \cdot L^2 - a_{13} \cdot S
 \end{aligned}
 \tag{20}$$

여기서 P, S, L 은 제어되어야 할 계통의 출력들로서, 각각 드럼 증기압 (Kg/cm^2), 터빈으로 공급되는 증기량 (Kg/s), 드럼의 수위 (cm)를 나타내며, P_F, C_V, F_W 는 제어 입력들로서 각각 공급되는 연료량 (Kg/s), 터빈으로 유입되는 증기량을 조절하는 터빈 밸브의 위치, 급수량 (Kg/s)을 의미한다. 또한, T_E 는 급수의 온도($^{\circ}C$)를 나타내며 일반적으로 급수 온도 T_E 는 예측할 수 없는 외란이다.

본 논문에서는 시스템이 60% MCR (maximum continuous rating)하에서 동작된다고 가정하였으며, 동작 조건 및 이 조건에서 구해진 계통 공칭 파라미터들은 각각 표 1, 표 2와 같다.

표 1. 60 % MCR 동작 조건

Table 1. Operation condition in 60% MCR.

	기호	동작점
드럼 증기압	P	175.8 kg/cm ²
터빈으로 공급되는 증기의 양	S	135.0 kg/s
드럼의 수위	L	64.0 cm
공급되는 연료의 양	PF	38.58 kg/s
유출 증기량 조절 밸브의 위치	CV	0.8
급수량	FW	190.96 kg/s

표 2. 공칭 파라미터값

Table 2. Nomial parameters

파라미터	공칭값	파라미터	공칭값
a ₁	1.930E-3	a ₈	2.000E-3
a ₂	1.452E-2	a ₉	4.630E-1
a ₃	7.360E-4	a ₁₀	6.000E-6
a ₄	1.210E-3	a ₁₁	9.140E-3
a ₅	1.760E-4	a ₁₂	8.200E-5
a ₆	7.857E-1	a ₁₃	7.328E-3
a ₇	8.630E-3	T _E	288

상대 이득 행렬을 구해 보면 다음과 같다.

	P _F	C _V	F _W
P	0.8522	0.0428	0.1050
S	0.0435	0.9631	-0.0066
L	0.1044	-0.0060	0.9016

위의 상대이득행렬을 보면 $P \rightarrow P_F, C_V \rightarrow S, F_W \rightarrow L$ 이 강하게 결합되어 있음을 알 수 있다.

컴퓨터 모의실험시 퍼지 추론법으로는 max-min 합성법을 비퍼지화법으로는 무게 중심법을 사용하였고 기준치는 드럼 증기압 175.8 Kg/cm^2 , 터빈으로 공급되는 증기량은 135 Kg/s , 드럼 수위는 64 cm 이다.

퍼지 제어기에 사용된 파라미터는 표 3에 신경 회로망에 사용된 파라미터는 표 4에 각각 나타내었다.

표 3. 퍼지 제어기에 대한 전체공간 값

Table 3. Values of universe discourse in FLC

	e	cc	Δu
P	-1~1	-0.1~0.1	-15~15
S	-0.5~0.5	-0.05~0.05	-0.005~0.005
L	-0.5~0.5	-0.05~0.05	-15~15

표 4. 신경 회로망의 파라미터값

Table 4. Parameters of neural network

	개수		파라미터
입력층	3	η	0.9
은닉층1	9	α	0.7
은닉층2	18	β	1.0

신경회로망에 사용된 활성화 함수는 sigmoid 함수를 사용하였다. 급수온도 T_E 는 외란으로 가정하여 $288+20\sin(t)^{\circ}C$ 로 두었으며 샘플링 시간은 0.1sec로 하였다.

a_i 가 변하지 않는 공칭 모델에 대한 컴퓨터 모의실험 결과를 그림 4에서 그림 6에 나타내었다. 상대 이득 행렬을 이용하여 입출력 페어링을 한 FLC의 경우에도 비교적 원하는 출력을 잘 추종하지만 제안한 뉴로 퍼지 제어기에 의한 응답이 훨씬 빠르고 정상상태 오차가 작음을 알 수 있다.

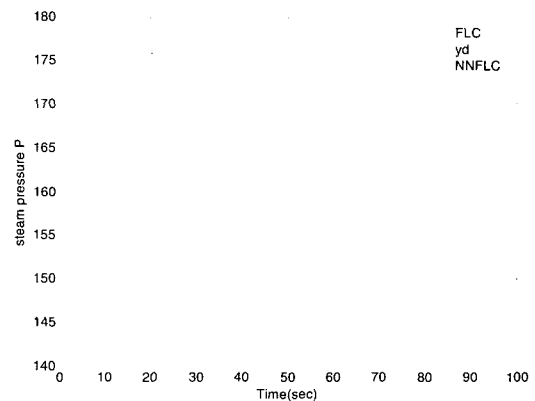


그림 4. 드럼 증기압의 응답(공칭모델)

Fig. 4. Response of drum steam pressure(nominal model)

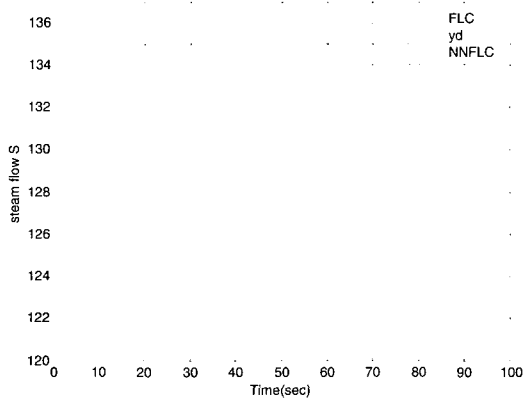


그림 5. 공급 증기량의 응답(공칭모델)
Fig. 5. Response of steam flow(nominal model)

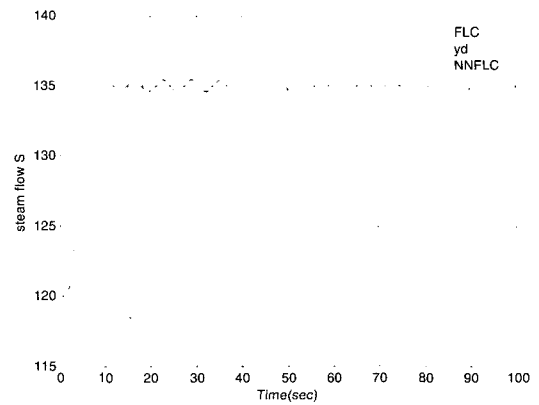


그림 8. 공급 증기량의 응답(동적모델)
Fig. 5. Response of steam flow(dynamic model)

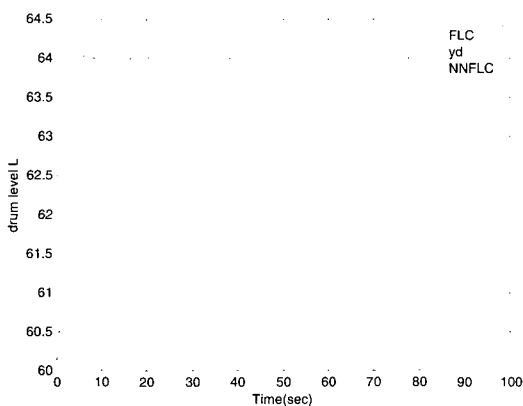


그림 6. 드럼 수위의 응답(공칭모델)
Fig. 6. Response of drum level(nominal model)

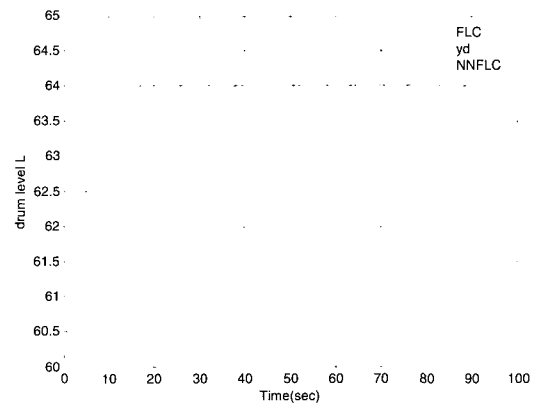


그림 9. 드럼 수위의 응답(동적모델)
Fig. 6. Response of drum level(dynamic model)

그림 7에서 그림 9에는 시스템의 변수가 동적으로 변화하는 상황에 대한 응답특성을 고려하기 위해 공칭모델의 파라미터 a_i 가 모두 $a_i(1+0.05\sin(t))$ 로 변할 때의 컴퓨터 모의 실험 결과를 나타내었다. 제안한 뉴로 퍼지 제어기에 의한 응답이 FLC에 의한 응답보다 훨씬 빠르고 정상상태 오차가 작을 뿐만 아니라 파라미터 변동에도 잘 적응하여 강인한 특성을 가짐을 알 수 있다.

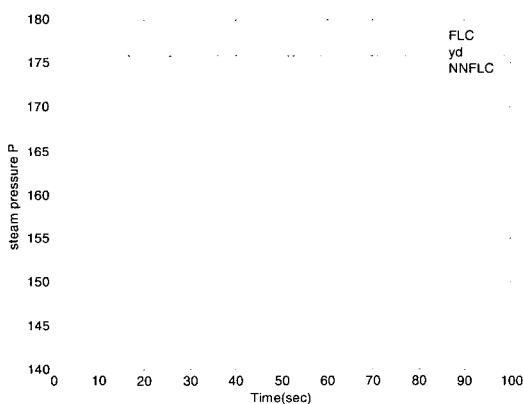


그림 7. 드럼 증기압의 응답(동적모델)
Fig. 4. Response of drum steam pressure(dynamic model)

6. 결 론

상대 이득 행렬을 이용한 감결합 이론(decoupling theory)을 적용한 퍼지 논리 제어기는 입출력 변수들 간의 결합 특성을 각 루프의 퍼지 제어기로 구성하는 것으로서 선형화 과정으로 인하여 설계시 해석적인 복잡성을 피할 수 없으며 파라미터 변동, 동작점의 변화등 운전 환경이 변동되는 실제 상황에서는 감결합성이 깨어짐으로 인해 제어 성능이 저하될 수 있다. 본 논문에서는 상호결합에 의한 영향을 신경 회로망으로 보상한 뉴로 퍼지 제어기를 제안하여 200 MW급 화력 발전기용 보일러 시스템에 적용하여 퍼지 논리 제어기와 성능을 비교해 보았다. 컴퓨터 모의실험 결과 제안한 뉴로 퍼지 제어기가 응답 속도, 정상상태 오차 등에서 보다 나은 성능을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] Li-Xin Wang, "A course in fuzzy systems and control," Prentice Hall, 1997.
- [2] 이성환, 우천희, 강신준, 주영훈, "발전용 보일러 시스템을 위한 퍼지 제어기의 지능형 환산계수 동조기법에 관한 비교 연구," 대한전기학회 논문지, 제 46권, 10호 pp. 509-520, 1997.

[3] 정호성, 황현준, 황장선, “퍼지 제어를 이용한 다변수 모델 추종 보일러-터빈 제어시스템의 설계,” 대한전기학회 논문지, 제 46권, 7호, pp. 1074-1083, 1997.

[4] 조경완, 김상우, “보일러-터빈 시스템을 위한 뉴로퍼지 지능제어기 설계,” 대한전기학회 하계 학술대회 논문집 B, pp. 474-476, 1998.

[5] P. Grosdidier and M. Morari, “Closed-loop Properties from Steady-state Gain Information,” *Industrial and Engineering Chemistry Fundamentals*, vol. 24, pp. 221-235, 1985.

[6] K. S. Ray and D. D. Majumder, “Fuzzy Logic Control of A Nonlinear Multivariable Steam Generating Unit Using Decoupling Theory,” *IEEE Trans SMC*, vol. 15, no. 4, pp. 539-558, 1985.

[7] H. K. Nam, “Modeling and Control System Design of A Coal-Fired Power Plant,” *Ph.D dissertation, Univ. of Texas at Austin*, 1986.

저 자 소 개



서삼준(Sam-Jun Seo)

1997년~현재 안양대학교 전기전자공학과
조교수

관심분야 : 퍼지이론, 신경망 이론,, 유전자 알고리즘, 퍼지 슬라이딩 모드 제어, 지능 로봇, 원격 조종 시스템, 자동화 시스템

Phone : 031-467-0874
Fax : 031-467-0800
E-mail : ssj@anyang.ac.kr



김동원(DongWon Kim)

2002년~현재 고려대학교 대학원 전기공학과 박사수료

관심분야 : 소프트 컴퓨팅 기반 뉴로-퍼지 시스템, GMDH-Type 알고리즘, 유전자 알고리즘, Type 2 FLS, 시스템 모델링, 지능 Robotics, 지능제어



박귀태(Gwi-Tae Park)

1981년~현재 고려대학교 전기공학과 교수
2000년~현재 (사) IBS Korea 회장

관심분야 : 퍼지이론, 신경망 이론,, 유전자 알고리즘, 지능 Robotics, 지능제어, 인텔리 전트빌딩, 신호처리