

신경회로망 시스템 식별기를 이용한 퍼지제어기의 변수동조

Parameter Tuning of Fuzzy Cotroller using Neural Networks System Identifier

이 우 영*, 최 흥 문**

Woo-Young Lee*, Heung-Moon Choi**

요 약

시스템 식별기 역할을 하는 신경회로망을 통해 역전파된 시스템 출력오차로 퍼지제어기가 자기동조(self tuning)되는 제어기 구조를 제안하였다. 전문가의 지식이 제어기 설계에 이용될 수 있는 퍼지제어기의 특징을 살리고 소속함수의 조정과 규칙조정 등으로 제어성능을 개선해야 하는 퍼지제어기의 어려움을 신경회로망의 오차역전파 기능을 이용하여 시스템 오차 출력을 최소화 할 수 있도록 퍼지제어기의 변수들을 조정하게 하였다.

퍼지제어기로는 Sugeno의 간이형 퍼지추론 모델을 사용하여 규칙의 후건부가 상수로 표현되게 함으로서 자기동조 과정에 필요한 연산을 간략하게 하였으며 다층 순방향 신경회로망을 사용하여 제어대상 시스템을 모델링하고 시스템 출력오차가 이를통해 역전파되게 하였다.

제안된 제어기를 제어기 특성비교 많이 사용되고 있는 역진자 제어문제의 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 초기 퍼지제어기에 의한 제어특성과 학습된 후의 제어특성을 비교하고, 대상 시스템의 특성 변화에 따른 적응성을 검증하였다.

ABSTRACT

By using the neural networks(NN) as system identifier, the on-line self tuning method for fuzzy controller(FC) is proposed. In this method, the learning of NN is carried out during control operation of FC and the consequent parameters of FC is tuned on-line automatically by means of system output errors backpropagated through NN.

The Sugeno fuzzy model with constants as consequent parameters is selected for simplifying computation. In procedures of parameter tuning, the gradient descent method is used and the gradient vectors for adjusting the weight of NN are transferred as controller output errors.

To evaluate the performance, the proposed method is applied to the inverted pendulum system.

I. 서 론

Zadeh(1965)에 의해 퍼지집합 이론[1]이 정립된 후 가장 많은 결실이 있었던 분야중 하나가 퍼지제어기로서, 기존의 제어방식으로는 다루기 어려웠던 불확실하고 복잡한 제어대상 시스템에 대해 정량화되지

*한국전기연구소 선임연구원
**경북대학교 전자공학과 교수

못했던 전문가의 지식에 근사추론 방식을 사용함으로써 좋은 결과가 나타나 제어분야에 새로운 해결방안 될 수 있음을 보여 주었다.

그러나 퍼지제어기의 많은 적용 연구에도 불구하고 이의 설계과정은 체계화되어 있지 못하여 제어에 필요한 규칙기반을 형성하는 것과 소속함수의 설정 그리고 제어성능 향상을 위한 소속된 변수들의 미세 조정에 이르기까지 대부분 과정들이 설계자의 주관과 경험에 의해 시행착오적으로 이루어지고 있는 실정이다. 따라서 이 분야의 많은 관심이 제어기 설계의 체계화에 있었고 이를위한 연구방향은 크게 두가지로 나누어 질 수 있다.

먼저 수식적 방법들을 이용하여 퍼지제어기의 주요변수들을 최적화 시키는 것으로 대표적인 것은 최소 오차 자승법(least mean square method)에 의해 변수들에 대한 성능함수의 기울기가 감소되도록 하여 최적의 변수들을 구하는 방식이다. Sugeno(1985)[2]는 이 방법에 의한 설계방법을 제안함으로써 퍼지제어기의 설계에 최초로 수식적 방법을 적용시킨 예가 되었으며 그후 많은 연구들이 Sugeno가 사용했던 퍼지 규칙 모델 즉 규칙의 후건부가 입력변수들의 함수로 이루어지는 모델을 사용하게 되었다.

또 한가지의 방향은 임의의 비선형 함수를 구현할 수 있는 기능과 학습기능으로 인해 다양한 분야에서 활발하게 연구가 진행되고 있는 신경회로망을 이용하는 것이다. 퍼지제어기를 신경회로망으로 구현하는데는 퍼지규칙의 전건부와 후건부를 각각의 함수로 보고 이들을 각각의 신경회로망으로 구성하는 방법[3]과 퍼지제어기에서 이루어지는 퍼지추론 과정을 신경회로망으로 표현하는 방법[4][5]으로 연구되어 왔는데 후자의 방식에 대해 많은 결과들이 발표되고 있다. Horikawa(1990)의 FNN(fuzzy neural networks)과 J. R.Jang(1991)의 ANFIS(adaptive networks based fuzzy inference system)이 퍼지추론과정을 신경회로망으로 구현한 대표적 예들이다.

그러나 이러한 퍼지제어기의 설계 체계화를 위한 방법들이 사용되기 위해서는 제어기의 퍼지모델링을 위한 학습데이터가 필요하게 된다. 이러한 학습 데이터는 모델링하려는 대상 제어기의 입출력 특성을 잘 포함하고 있어야 하는데 이런 이상적인 데이터는 실제의 경우 기술적으로나 경제적으로 얻기가 어려운

경우가 많다. 그리고 시간의 경과와 동작조건에 따라 대상시스템의 특성이 변화될 수 있기때문에 한번 주어진 학습데이터에 의해 구성된 제어기는 이러한 변화요인들에 따라 변경될 수 있는 기능이 요구되어지게 된다. 따라서 대상시스템의 변화에 대해서도 적절히 적용할 수 있는 제어기 모델링을 위한 학습데이터를 마련할 수 있는 방법이 필요하게 되었다.

본 논문에서는 퍼지추론 시스템을 제어기로 그리고 신경회로망을 제어대상 시스템의 식별기(identifier)로 사용한 제어기 구조를 설정하고 신경회로망의 출력오차를 역전파시킨 값으로 퍼지제어기의 출력오차로 삼아 descent방식에 의해 퍼지제어기의 변수가 수정되어지게 함으로써 별도의 학습데이터가 필요치 않은 퍼지제어기 변수조정 방안을 제안하였다.

제어기의 설계과정은 기존의 경험적 지식에 의해 구성된 퍼지제어기를 제어대상 시스템에 적용시켜 제어기능을 수행토록하고 이 과정에서 대상시스템의 입출력관계를 이용하여 신경회로망이 제어대상 시스템을 모델링할 수 있도록 학습시키며, 모델링된 신경회로망을 통해 시스템 출력오차를 퍼지제어기의 학습에 필요한 퍼지제어기 출력오차가 되게 역전파시킨 뒤 이를 이용하여 descent방식으로 퍼지제어기의 변수들을 조정하게 한다. 이는 제어기 설계과정에서 대상시스템에 대한 중요한 정보인 전문가의 경험과 지식을 사용할 수 있게 할 뿐 아니라, 별도의 제어대상 시스템에 대한 모델링과정 없이 제어 도중 모델링을 수행하므로 대상시스템의 특성변화에도 대처할 수 있는 적응성을 가지게 되며, 제어특성의 변화가 규칙의 형태로 나타나기 때문에 변경된 제어지식이 전문가에게 이해되기 용이하다는 특성이 있다. 제안된 제어기를 제어기 특성비교 많이 사용되고 있는 역전파 제어문제에 적용하여 초기 퍼지제어기에 의한 제어특성과 학습된 후의 제어특성을 비교하고, 대상시스템의 특성 변화에 따른 적응성을 검증하였다.

II. 제어기의 구성

본 연구에서는 신경회로망을 시스템식별기로 사용하여 퍼지제어기의 후건부를 온라인으로 자기동조시킬 수 있는 방법을 제시하였으며 그 구성은 그림 1과 같다.

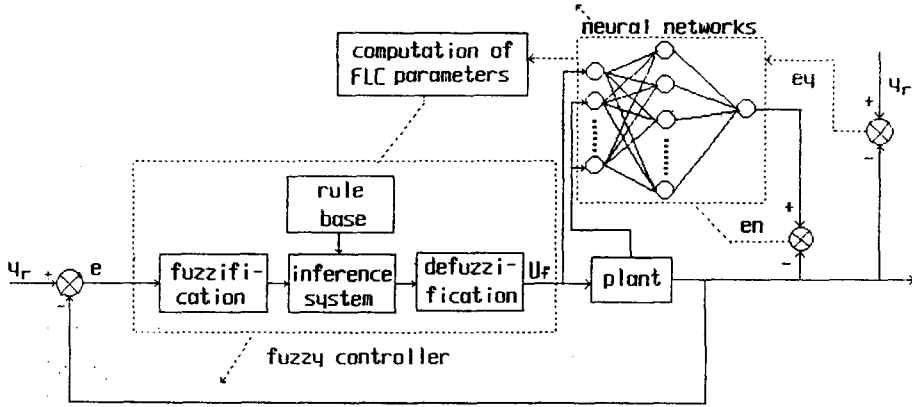


그림 1. 제안된 제어기의 구조
Fig. 1 Proposed controller architecture

제안된 방법에서는 신경회로망의 학습이 퍼지제어기에 의한 제어과정 중 수행되고, 학습된 신경회로망을 이용하여 초기 설계된 퍼지제어기의 후건부 상수항을 조정함으로써 퍼지제어기의 온라인 자기동조가 용이하도록 하였다. 그리고 신경회로망의 학습과정이 제어중 계속 운영되기 때문에 시변시스템에 대한 적응제어도 가능 하였다.

본 제어기의 구성에서는 다음과 같은 특성을 가지게 된다.

(1) 경험적 설계로 대략적인 제어성능의 구현이 용이했던 퍼지제어기에 의해 시스템이 초기에 제어되기 때문에 전문가의 제어지식을 설계과정에서 활용할 수 있을 뿐 아니라 강화학습 방법에서와 같은 제어 초기의 제어실패 과정을 겪지않아도 된다.

(2) 신경회로망을 사용한 시스템의 식별이 퍼지제어기의 동작에 의해 제어도중 이루어지기 때문에, 신경회로망으로 제어기를 구성하는 경우에 필요했던 별도의 시스템 식별과정이 요구되지 않으며 따라서 시스템의 특성변화에도 변화된 시스템의 특성을 추종해 가도록 신경회로망이 모델링 되어질 수 있다.

(3) 시스템 식별기로 학습된 신경회로망을 통해 시스템 출력오차의 에너지함수 E_y 의 퍼지제어기 출력 u_f 에 대한 기울기 $\partial E_y / \partial u_f$ 의 값이 역전파되도록 하여 퍼지제어기의 기대출력치가 주어지지않은 경우에도 퍼지제어기의 변수조정이 가능하게 되었다. 즉 기존의 퍼지모델링 방식에서 변수조정에 사용하는 기

대출력치를 신경회로망을 통해 역전파 되어온 시스템 출력오차의 값으로 대체하여 퍼지제어기의 변수들이 학습되게 함으로 출력오차가 최소화 되어지도록 자기동조 되어진다.

초기 퍼지제어기로부터 제어성능 개선을 위해 수행되는 과정은 그림 2와 같이 표시된다.

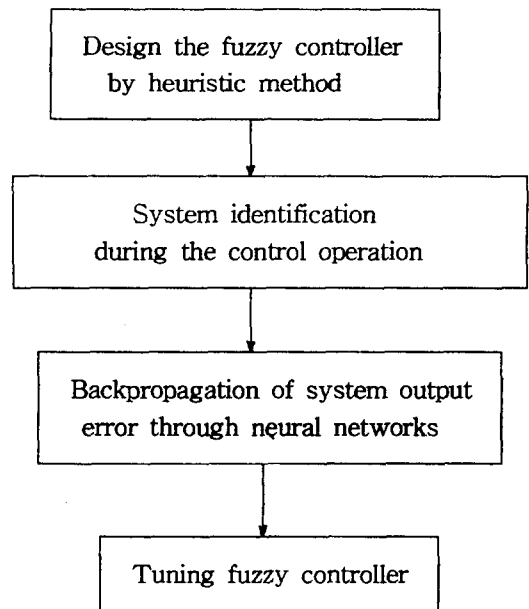


그림 2. 제어기 성능개선을 위한 과정
Fig. 2 Procedure for improving the control performance

1. 퍼지제어기

사용된 퍼지추론 형태는 변수조정예 수식적 방법의 적용이 용이한 Sugeno모델을 선정하고 후건부의 퍼지셋(fuzzy set)이 상수로 표현되는 간이형 퍼지추론 형태를 사용하였다.

입력변수가 x_1, x_2, \dots, x_m 이고 출력변수가 u 로 표시하는 경우 간이형 퍼지추론에 사용되는 규칙은 다음과 같이 표시될 수 있다.

Rule i:

If x_1 is A_{i1} and ... and x_m is A_{im} Then u is c_i ($i = 1, \dots, n$)

단 i 는 규칙의 갯수, A_{i1}, \dots, A_{im} 은 전건부의 소속함수를 그리고 c_i 는 후건부에 사용되는 상수를 나타낸다. 이러한 규칙을 사용한 퍼지제어기의 출력 u_f 는 전건부의 적합도(firing strength) μ_i 가 식 (1)과 같이 각 입력변수들에 대한 적합도들의 곱으로 주어지는 Dot 연산으로 주어질 때 식 (2)로 표현되어진다.

$$\mu_i = A_{i1}(x_1) \cdot A_{i2}(x_2) \cdot \dots \cdot A_{im}(x_m) \tag{1}$$

$$u_f = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i \cdot c_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = f_{fs}(c_i) \tag{2}$$

퍼지제어기의 출력은 규칙후건부 상수에 의한 함수 $f_{fs}(c_i)$ 로 나타나 상수항의 조정에 의해 원하는 제어결과가 되도록 할 수 있음을 보여준다.

2. 퍼지제어기의 변수조정

원하는 제어특성을 얻기위한 퍼지제어기 변수의 학습은 식 (3)으로 표현되는 descent gradient방식을 사용하여 식 (4)의 성능지수함수 E_u 를 최소화할 수 있는 변수 벡터 C를 선정하는 것이다.

$$c_i(t+1) = c_i(t) - K \cdot \partial \frac{E_u(C)}{\partial c_i} \quad (i = 1, \dots, p) \tag{3}$$

$$E_u = \frac{1}{2} (u_f - u_d)^2 \tag{4}$$

함수 E_u 를 퍼지제어기의 변수들로 표현하기 위해 식 (2)의 퍼지제어기 출력을 식 (4)에 대입하면 식 (5)와 같이 된다.

$$E_u = \frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{i=1}^n \mu_i \cdot c_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} - u_d \right)^2 \tag{5}$$

따라서 후건부 상수항의 조정식은 식 (5)의 c_i 에 대한 편미분을 chain rule에 의해 구함으로 나타낼 수 있으며 이는 식 (6)과 같다.

$$c_i(t+1) = c_i(t) - \frac{K_c \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \cdot (u_f - u_d) \tag{6}$$

식 (6)은 성능지수함수 E_u 를 최소화시켜가는 방향으로 퍼지제어기의 변수들을 조정해감으로 결국 퍼지시스템의 출력 u_f 가 기대출력치 u_d 에 최대한 근접해가도록 되어지게 된다. 그러나 기대출력치 u_d 가 주어지지 않은 경우 퍼지제어기의 출력오차 $e_u = u_f - u_d$ 을 알 수 없어 식 (6)에 의한 변수조정을 할 수 없다.

퍼지제어기의 변수조정에 사용될 수 있는 또 한가지의 정보는 시스템 출력오차이나 이것을 이용하는 것은 퍼지제어기와 제어대상 시스템이 직렬로 연결되어있어 이 미지의 시스템 때문에 시스템 출력오차가 제어기변수를 조정하는데 사용되지 못하고있다.

시스템 출력오차를 사용하기 위해서는 시스템의 Jacobian특성을 알 수 있어야하는데 이는 일반적인 경우 쉬운일이 아니다. 그래서 X. Cui [6]는 시스템 입출력 특성의 정확한 정량적 관계가 아니라 변화방향의 관계만을 알아도 시스템 출력오차를 이용하여 제어기의 기대출력치를 아는 경우와 동일하게 제어기 변수를 조정해 나갈수 있음을 보임으로 시스템 출력오차의 사용이 보다 용이하게 되었다.

신경회로망의 연결가중치 학습시 사용되는 기울기 벡터요소(gradient vector component)는 신경회로망의 출력오차와 수정되어야할 연결가중치의 관계를 말해주는 것으로 신경회로망 출력오차의 부호에 대해 각 해당되는 연결가중치가 어떤방향으로 조정되어야 할 것인가를 나타내게 된다. 따라서 이는 퍼지제어기와 시스템 모델링 신경회로망이 직렬연결된

형태로 전체가 한개의 신경회로망으로 간주되어 그림 3과 같이 표현될때 시스템 출력 오차를 최소로 하기 위한 신경회로망의 연결가중치 조정이 퍼지제어기 출력의 변화되어야 할 방향을 말해주게 된다.

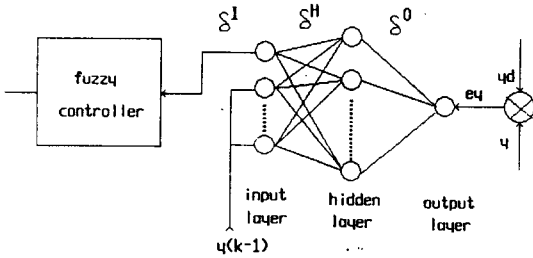


그림 3 기울기 벡터의 역전파 과정
Fig. 3 Backpropagation procedure of gradient vector

시스템 출력오차에 대한 에너지함수 E_y 를 시스템의 기대출력치 y_d 와 실제출력치 y 의 차에 의한 식 (7)과 같이 표시하면

$$E_y = \frac{1}{2} (y_d - y)^2 \quad (7)$$

이를 최소화하기 위한 각 신경회로망의 층별 연결가중치 수정에 사용되는 기울기 벡터요소들은 시스템 식별기 신경망을 3계층 구조로 할 경우 은닉층과 출력층간, 입력층과 은닉층간 그리고 퍼지제어기와 신경회로망간에 대해 각각 δ_m^O , δ_k^H 그리고 δ_j^I 로 식 (8)-식 (10)과 같이 표현된다. 이들 식은 신경회로망 k층의 기울기 벡터요소는 (k+1)층 기울기 벡터요소들의 선형함수 관계로 나타남을 보인다.

$$\delta_m^O = y_d - y \quad (8)$$

$$\delta_k^H = \sum_m w_{km}^{HO} f'(x_m^O) (y_d - y) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \delta_j^I &= \sum_k w_{jk}^{IH} f'(x_k^H) \delta_k^H \\ &= \sum_k w_{jk}^{IH} f'(x_k^H) \left[\sum_m w_{km}^{HO} f'(x_m^O) (y_d - y) \right] \end{aligned} \quad (10)$$

즉 식 (10)의 δ_j^I 는 신경회로망과 퍼지제어기 간을 연결하는 연결가중치 w_{fn} 의 수정에 필요한 기울기 벡

터로 에너지함수 E_y 를 최소화하기 위해서는 이 연결가중치가 식 (11)에 의해 수정되어야 한다.

$$w_{fn}(k+1) = w_{fn}(k) + \eta u_f \delta_j^I \quad (11)$$

따라서 미지의 값이지만 에너지함수 E_y 를 최소화하기 위한 퍼지제어기의 근사기대출력치 u_d^* 는 수정된 연결가중치에 의해 주어지는 식 (12)로

$$u_d^* = (w_{fn} + \eta u_f \delta_j^I) u_f \quad (12)$$

볼 수 있고 w_{fn} 이 1인 경우 식 (13)과 같이되어 퍼지제어기의 실제출력이 기대출력에 가까워지기 위해서는

$$u_d^* - u_f = \eta u_f^2 \delta_j^I \quad (13)$$

식 (13)이 표시하는 방향으로 출력치를 수정해야 함을 뜻한다. 여기서 ηu_f^2 는 고정된 부호의 값이기 때문에 δ_j^I 의 부호변화에 따라 $(u_d^* - u_f)$ 의 부호가 변화됨을 알 수 있다.

이러한 관계는

$$\text{sign}(u_d^* - u_f) = \text{sign}(\delta_j^I) \quad (14)$$

의 조건을 만족시킬 수 있게되어 [6]에서 밝혀진 바에 따라 u_d 를 알지 못해도 δ_j^I 로 이를 대신할 수 있으며 따라서 시스템 출력오차가 퍼지제어기의 변수조정에 사용될 수 있게 되어 [6]에서 제어를 위해 필요했던 시스템의 출력응답 특성에 관한 지식이 시스템 식별기로 사용되는 신경회로망의 기울기 벡터로 대체되어 질 수 있음을 보였다.

그리고 기울기 벡터의 역전파시에는 신경회로망의 연결가중치는 고정된 상태에서 퍼지제어기의 출력단까지 시스템의 출력오차를 역전파시키는 역할만 수행하게 된다.

본 논문에서는 퍼지제어기의 출력오차를 시스템 출력오차로 부터 역전파해오는 식 (10)의 신경회로망 기울기 벡터 δ_j^I 로 대체하는 방식을 채택하고 이를 식 (6)에 대입하면 그 결과는 식 (15)와 같다.

$$c_i(t+1) = c_i(t) - \frac{K_c \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \cdot \delta_j^I$$

$$= c_i(t) - \frac{K_c \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \cdot \sum_k w_{jk}^H f(x_k^H)$$

$$[\sum_m w_{km}^{HO} f(x_m^O) (y_d - y)] \quad (15)$$

즉 식 (15)는 퍼지제어기 후진부의 상수항이 시스템 출력오차 $y_d - y$ 에 의해 조정되어질 수 있음을 보여준다.

III. 모의실험 및 결과고찰

1. 대상 시스템과 모의실험 구성

제안된 제어시스템의 성능을 확인하기 위해 퍼지제어기 특성평가에 많이 사용되어온 역진자 제어문제를 선택하였다. 역진자의 동특성을 나타내는 모델과 포함된 변수들은 다음과 같고 이는 Barto 등[7]이 사용한 것과 동일하며 마찰계수들은 무시하였다.

$$\ddot{\theta} = \frac{g \sin \theta + \cos \theta \frac{(-F - m\dot{\theta}^2)}{m_c + m}}{l \left[\frac{4}{3} - \frac{m \cos^2 \theta}{m_c + m} \right]} \quad (16)$$

$$\ddot{x} = \frac{F + m\dot{l} [\theta^2 \sin \theta - \ddot{\theta} \cos \theta]}{m_c + m} \quad (17)$$

- | | |
|---------------------------|--------------|
| 1) $g = 9.8m/s^2$ | 중력가속도 |
| 2) $m_c = 1.0kg$ | cart 무게 |
| 3) $m = 0.1kg$ | pole의 무게 |
| 4) $l = 0.5m$ | pole의 1/2길이 |
| 5) $-10N \leq F \leq 10N$ | cart에 인가되는 힘 |

여기서 θ 와 x 는 수직선을 기준으로 한 막대의 기울어진 각도와 cart의 위치를 나타낸다. 그리고 제안된 제어기의 특성은 그림 4의 흐름도로 구현되었으며 퍼지제어기의 초기설계와 신경회로망을 통한 시스템의 모델링 그리고 퍼지제어기의 변수조정 과정으로 이루어져 있다.

신경회로망의 시스템 모델링 과정에서는 퍼지제어기의 출력에 의해 동일하게 구동된 제어대상시스템과 신경회로망의 출력간 오차에 의해 신경회로망을 학습시키며 퍼지제어기 변수조정을 위해 시스템 출

력오차로 주어지는 에너지 함수를 최소화 시키게 되는 기울기 벡터요소를 연산하게 된다.

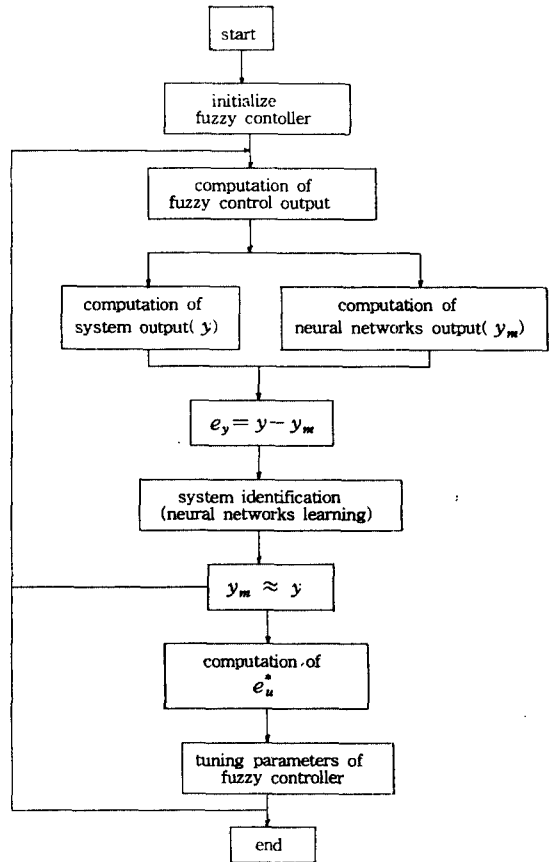


그림 4. 시뮬레이션 흐름도
Fig. 4 Simulation flow

2. 퍼지제어기의 구성

사용한 퍼지제어기는 싱글톤 퍼지화기, 간이형 Sugeno 퍼지규칙, Sugeno 추론방식 그리고 비퍼지화기로는 COA방식을 사용하고 입력변수들 즉 pole의 기울어진 각 θ , 각속도 $\dot{\theta}$, cart의 위치 x , cart의 속도 \dot{x} 에 대한 소속함수는 간단한 삼각형태로 그림 5와 같다.

퍼지 제어기에 사용된 규칙은 먼저 역진자를 세운 다음 pole의 위치를 중앙지점으로 이동시키는 단계를 행하는 것으로 다음과 같이 표현할 수 있다.

규칙 1) 만약 θ 가 P이고 $\dot{\theta}$ 가 P이면 u 는 1.0

- 규칙 2) 만약 θ 가 P이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이면 u 는 0.5
- 규칙 3) 만약 θ 가 P이고 $\dot{\theta}$ 가 N이면 u 는 0.0
- 규칙 4) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 P이면 u 는 0.5
- 규칙 5) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 P이고 \dot{x} 가 P이면 u 는 1.0
- 규칙 6) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 P이고 \dot{x} 가 Z이면 u 는 0.5
- 규칙 7) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 P이고 \dot{x} 가 N이면 u 는 0.0
- 규칙 8) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 Z이고 \dot{x} 가 P이면 u 는 0.5
- 규칙 9) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 Z이고 \dot{x} 가 Z이면 u 는 0.0
- 규칙 10) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 Z이고 \dot{x} 가 N이면 u 는 -0.5
- 규칙 11) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 N이고 \dot{x} 가 P이면 u 는 0.0
- 규칙 12) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 N이고 \dot{x} 가 Z이면 u 는 -0.5
- 규칙 13) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이고 x 가 N이고 \dot{x} 가 N이면 u 는 -0.1
- 규칙 14) 만약 θ 가 Z이고 $\dot{\theta}$ 가 N이면 u 는 -0.5
- 규칙 15) 만약 θ 가 N이고 $\dot{\theta}$ 가 P이면 u 는 0.0
- 규칙 16) 만약 θ 가 N이고 $\dot{\theta}$ 가 Z이면 u 는 -0.5
- 규칙 17) 만약 θ 가 N이고 $\dot{\theta}$ 가 N이면 u 는 -1.0

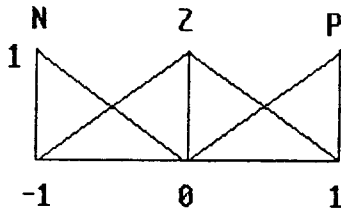


그림 5. 사용된 소속함수
Fig. 5 Membership function used in simulation

3. 신경회로망의 시스템 식별

사용한 신경회로망은 입력층 은닉층 그리고 출력층의 3계층으로 구성하고 각층의 뉴런갯수는 5, 5, 1로 설정하였다. 그리고 은닉층은 식 (18)와 같은 비선형 특성을 가지게 하였으며 h 는 기울기를 나타낸다.

$$f(x) = \frac{1 - \exp(-hx)}{1 + \exp(-hx)} \quad (18)$$

신경회로망 식별기의 입력은 퍼지제어기의 출력과 네개의 시스템 상태변수로 하여 다섯개의 뉴런으로 구성되게 하였고 은닉층 뉴런의 갯수는 연산시간과 시스템 모델링 정도를 고려하여 5개로 하였다. 그리고 연결가중치 초기치는 임의의 영에 가까운 작은 값으로 설정하였고, 시스템의 상태변수들은 실제 시스템으로부터 가져오는 직병렬 식별모델을 사용하였다.

초기 설계된 퍼지제어기가 시스템을 제어하는 동안 신경회로망은 이때의 시스템 입출력 특성으로부터 시스템을 모델링하게 되며 시스템 출력 y 와 신경회로망 출력 y_m 간의 오차 $e_i = y - y_m$ 에 의한 식 (19)의 에너지함수 E_i 가 최소가되게 한다.

$$E_i = \sum_{k=1}^N (y - y_m) \quad (19)$$

학습에 따른 에너지함수 E_i 의 변화는 그림 6과 같이 학습이 진행됨에 따라 감소되어짐을 볼 수 있고 본 시뮬레이션에서는 약 100회의 학습으로 이 값이 포화되어 졌으며 학습후 시스템 출력과 신경회로망 출력간의 비교는 그림 7과 같다.

그림 7의 결과로부터 신경회로망이 대상시스템을 잘 모델링하고 있음을 알 수 있고 이를 이용하여 퍼지제어기의 변수들을 조정할 수 있게 되었다.

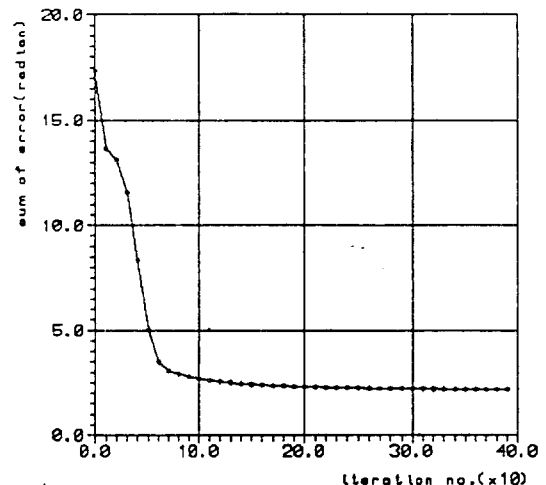


그림 6. 시스템 식별기의 학습에 따른 에너지 함수의 변화
Fig. 6 Variation of energy during the system identification

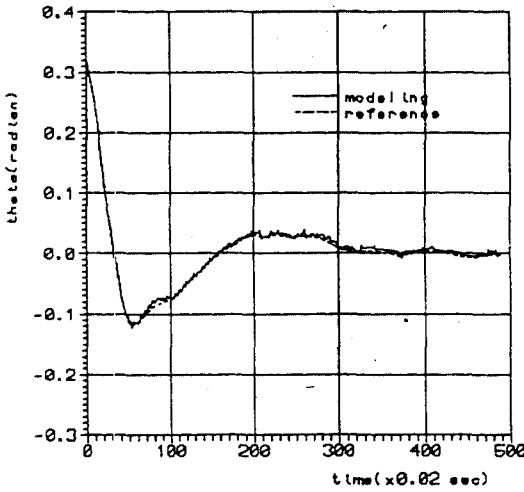
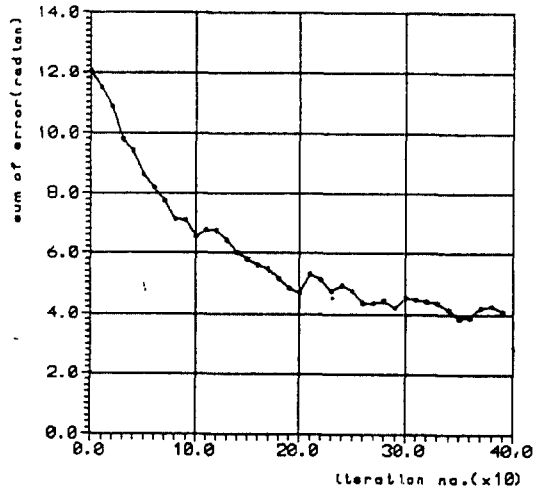
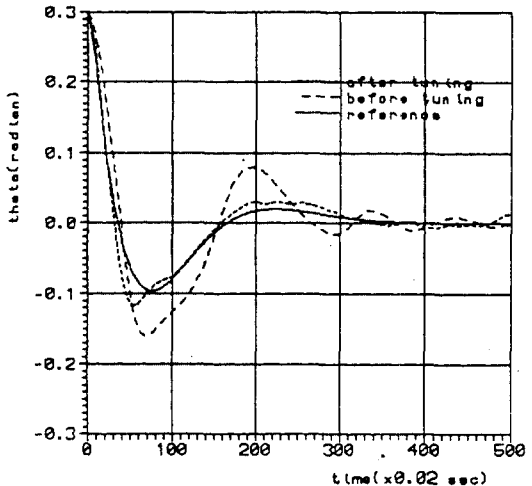


그림 7. 학습후의 시스템 식별기 특성
Fig. 7 The result of system identification

되어져 제어특성이 개선되었음을 볼 수 있으며 후건부 상수항의 조정된 결과는 표 1의 학습후 (I)과 같다. 수행된 시뮬레이션 조건은 샘플링 간격 0.02sec, 초기상태는 $\theta=0.3(\text{radian})$, $\dot{\theta}=0$, $x=0$, $\dot{x}=0$ 로 설정하였다.



(a)



(b)

그림 8. 변수조정에 따른 제어특성 비교
a) 에너지함수의 변화 b) 제어특성 비교
Fig. 8 Comparison of control performance according to tuning results
a)energy function b)control performance

4. 퍼지제어기 변수의 자기동조와 제어성능 향상
제어기 설계과정은 먼저 퍼지 제어기의 입·출력 변수와 제어규칙을 설정하고 제어성능은 좋지 않더라도 안정성이 있도록 퍼지 제어기의 입출력 변수들에 대한 환산계수(scaling factor)를 조정 한 후 신경회로망을 사용하여 제어성능향상을 위한 변수조정을 수행한다.

그림 8(a)는 변수조정이 진행됨에 따라 식 (20)의 에너지함수 E_y 가 감소됨을 보여줌으로 퍼지제어기의 변수조정이 목표제어특성에 근접해가도록 이루어짐을 나타낸다.

$$E_y = \sum_{k=1}^N (y_d - y) \quad (20)$$

그림 8(b)에서는 실선으로 표시된 설계자가 원하는 제어특성과 점선으로 표시된 퍼지제어기 변수조정 전후의 제어특성을 나타내었다. 그림 8의 변수조정 전 상태는 앞서 상술한 17개의 제어규칙에 그림 5에서 표시된 간단한 형태의 소속함수를 사용하고 환산계수를 조정 한 퍼지제어기의 제어결과이며 제안된 제어시스템에서의 초기 제어상태에 해당하는 것으로 목표 제어궤적과 많은 차이가 있음을 볼 수 있다. 그리고 학습후 상태는 제안된 제어기를 400회의 학습을 시행한 후의 제어결과로 목표 제어궤적에 많이 근접

5. 시스템 변수변화에 따른 제어기의 적응성

대상시스템의 변화에 따른 제어기의 적응성을 검증하기 위해 역진자 제어시스템에서 진자의 무게를 변경시키면서 제어기 변수조정 전후의 제어특성을 비교함으로써 시스템의 변화에도 적응성있는 제어목적 을 달성할 수 있음을 확인한다.

그림 9는 진자의 무게가 0.1g인 초기 시스템 조건에 대해 설계된 제어기가 1.0g으로 변화되었을 경우, 목표의 제어특성을 근접하게 추종하던 것이 제어목 표 궤적을 많이 벗어나게 된 결과와 변수조정에 의해 점차 원하는 제어궤적에 가까워지는 에너지함수의 변화와 제어결과를 보여준다.

이는 퍼지제어기의 강인성에 의해 시스템특성 변화에 대처해 나가는 제어특성이 제어기능 수행중 변수조정에 의해 기대특성에 근접해 가게 함으로 적응 성도 있음을 확인 시켜주었다.

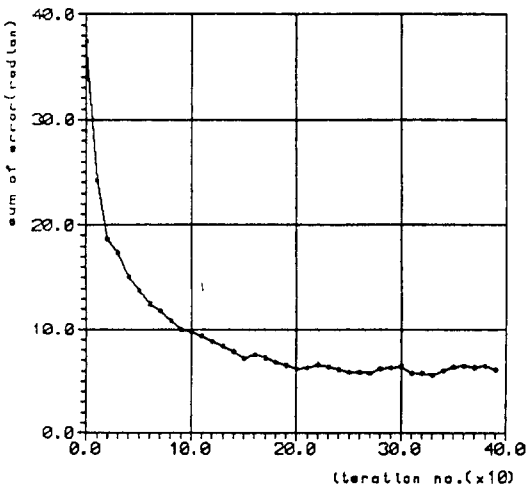
그리고 표 1의 학습후(2)는 이때의 후건부 상수항 이 조정된 결과로 규칙 2와 16에서 많은 조정이 있을 을 볼 수 있는데 이러한 경향은 진자가 무거워 질수 록 더욱 뚜렷해져 역진자제어에서의 전문가의 직감

과 일치하고 따라서 상수항의 조정이 적절했음을 보 여준다.

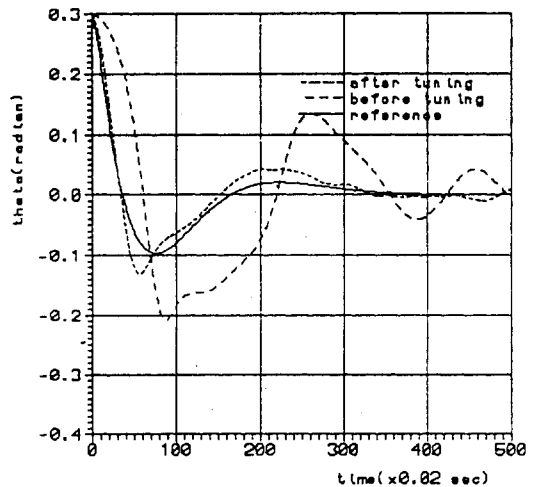
표 1. 후건부 상수항의 조정결과

Table 1. Tuning results of consequents

	학습전	학습후(1)	학습후(2)
c1	1.0	1.0	1.0
c2	0.5	0.65	0.91
c3	0.0	0.07	0.17
c4	0.5	0.50	0.49
c5	1.0	0.98	0.98
c6	0.5	0.47	0.41
c7	0.0	0.0	0.0
c8	0.5	0.47	0.48
c9	0.0	0.0	0.0
c10	-0.5	-0.47	-0.48
c11	0.0	0.0	0.0
c12	-0.5	-0.47	-0.41
c13	-1.0	-0.98	-0.98
c14	-0.5	-0.50	-0.49
c15	0.0	-0.07	-0.17
c16	-0.5	-0.65	-0.91
c17	-1.0	-1.0	-1.0



(a)



(b)

그림 9. 시스템 변화에 대한 적응성

a) 에너지함수의 변화 b) 제어특성 비교

Fig. 9 Adaptability for change in system parameters

a)energy function b)comparison of control performance

IV. 결 론

시스템 출력오차를 최소화하기 위한 퍼지제어기의 변수조정제어 제어 대상시스템을 모델한 신경회로망을 역전파 되어온 시스템 출력오차가 사용되어지고, 이등가 오차량으로부터 descent방식에 의해 퍼지제어기의 후건부 상수항이 조정되어지는 방법을 제안하였다.

전문가의 경험과 지식으로부터 초기 설계된 퍼지제어기가 대략적인 성능으로 대상시스템을 제어하는 중에 신경회로망이 대상시스템의 입출력 특성을 학습하게 되고, 신경회로망의 학습이 선정된 기준이상으로 수행된 후 퍼지제어기의 학습을 위해, 학습된 신경회로망을 통해 시스템 출력오차가 역전파되어 퍼지제어기의 출력단에 학습 오차량으로 도달하게 한다. 시스템 모델링을 위한 신경회로망은 임의의 비선형 함수 구현이 가능한 3-계층 역전파 신경회로망을 사용하며, 퍼지제어기는 수식적 방법에 의해 변수조정이 용이한 Sugeno의 간이형 퍼지모델을 채택하여 후건부의 상수항들이 제어성능 향상을 위해 조정될 변수들이 되게 하였다.

퍼지제어기의 학습에는 수렴속도가 빠른 descent방식을 사용하고 학습데이터로는 신경회로망을 통해 역전파된 기울기 벡터를 제어기 출력오차량으로 대신한다.

시간이 경과됨에 따라 시스템의 특성이 변화되어가는 경우 기존의 퍼지제어기는 고정된 제어특성으로 인해 적응성을 기대할 수 없지만 제안된 방식에서는 지속적인 시스템의 모델링을 통해 신경회로망이 시스템의 변화를 감지하게 되고 역전파된 기울기 벡터는 시스템의 변화된 특성을 포함하고 있어 퍼지제어기가 시스템 변화에 대한 적응성있는 학습이 가능하도록 하게 한다.

제안된 제어기의 적응성을 검토하기 위해 역진자 제어문제를 컴퓨터 시뮬레이션으로 수행하였으며, 제어과정 중 신경회로망이 시스템의 입출력 특성을 학습하는 것과 퍼지제어기의 학습에 의해 시스템의 출력 오차가 감소되어지는 것을 확인하였고 시스템의 특성변화 즉 역진자의 무게변화에 대한 제어기의 응답특성으로부터 제안된 제어기의 적응성을 검증하였다.

참 고 문 헌

1. L.A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Informat. control*, vol. 8, pp. 338-353, 1965.
2. T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control," *IEEE Trans. on Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-15, pp. 116-132, 1985.
3. I. Hayashi, et al., "Construction of fuzzy inference rules by NDF and NDFL," *International Journal of Approximate Reasoning*, pp. 143-168, 1992.
4. S. Horikawa, et al., "Composition methods of fuzzy neural networks," *IECON'90*, pp. 1253-1258, 1990.
5. J.-S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Trans. on Syst. Man Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665-685, May/June 1993.
6. X. Cui and K. G. Shin, "Direct control and coordination using neural networks", *IEEE Trans. on Syst., Man, Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 686-697, 1993.
7. M. Braae and D.A. Rutherford, "Fuzzy relations in a control setting," *Kybernetes*, vol. 7, no. 3, pp. 185-188, 1978.



이 우 영(Woo-Young Lee) 정회원
1957년 10월 2일생
1980년 2월: 경북대학교 공과대학
전자공학과 졸업
1982년 2월: 경북대학교 대학원 전
자공학과 공학석사
학위 취득
1982년 3월~1996년 현재: 한국전
기연구소 전력기기
연구부 선임연구원

※주관심분야: 퍼지시스템, 신경회로망, 전력기기 결
연진단, 부분방전 측정 및 분석 등임

최 흥 문(Heung-Moon Choi)

정회원

1944년 5월 17일생

1966년 2월:인하대학교 공과대학 전기공학과(전자전공)
졸업

1974년 2월:인하대학교 대학원 전기공학과(전자전공)
공학석사학위 취득

1987년 8월:인하대학교 대학원 전자공학과 공학박사
학위 취득

1982년~1983년:뉴욕주립대학교 객원교수

1974년 11월~1996년 현재:경북대학교 전자공학과 교수

※주관심분야:논리회로설계, 병렬처리, 신경회로망
및 그 응용 등임