

論文96-33B-11-14

퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합동정에 의한 비선형 제어기 설계

(Nonlinear Controller Design by Hybrid Identification of Fuzzy-Neural Network and Neural Network)

李 鎔 求 *, 孫 東 高 **, 嚴 基 煥 *

(Yong Gu Lee, Dong Seol Son, and Ki Hwan Eom)

요 약

본 논문에서는 점점 비선형성이 강해지는 시스템의 제어를 위해 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정을 이용하여 제어기를 설계하는 새로운 제어방식을 제안한다. 제안한 방식은 미지의 함수로 구성된 비선형 제어대상에 대하여 퍼지-신경회로망과 신경회로망을 이용하여 혼합동정을 수행하고, 이 동정된 정보를 이용하여 안정한 비선형 제어기를 설계한다. 입력신호와 관련된 비선형 함수의 동정은 제안된 안정조건을 만족하도록 신경회로망을 이용하여 동정하고, 입력신호와 직접 관련되지 않는 비선형 함수의 동정은 퍼지-신경회로망을 이용하여 동정한다. 제안된 제어방식에 대한 제어성능의 우수함을 입증하기 위하여 단일 링크 매니퓰레이터를 제어 대상으로 시뮬레이션 및 실험을 통하여 기존의 신경회로망 제어방식과 제어성능을 비교한다.

Abstract

In this paper, we propose a new controller design method using hybrid fuzzy-neural network and neural network identification in order to control systems which are more and more getting nonlinearity. Proposed method performs, for a nonlinear plant with unknown functions, hybrid identification using a fuzzy-neural network and a neural network, and then a stable nonlinear controller is designed with those identified informations. To identify a nonlinear function, which is directly related to input signals, we can use a neural network which is satisfied with the proposed stable condition. To identify a nonlinear function, which is not directly related to input signals, we can use a fuzzy-neural network which has excellent identification characteristics. In order to verify excellent control performances of the proposed method, we compare the proposed control method with a conventional neural network control method through simulations and experiments with one link manipulator.

I. 서 론

1965년 L.A.Zadeh 교수에 의해 제안된 퍼지이론은

* 正會員, 東國大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Engineerings Dongguk Univ.)

** 正會員, 柳韓專門大學 電子科

(Dept. of Electronics Engineerings Yuhan College)

接受日字:1996年5月17日, 수정완료일:1996年11月11日

1974년 Mamdani의 모형증기기관의 제어^[1]에 성공적으로 적용함으로써 제어에의 적용 가능성을 제시한 이래로, 퍼지제어이론은 경험적 지식을 표현하는 강력한 도구로 등장하였다. 이러한 경험적인 지식은 많은 제어 설계 문제에서 불확실성 문제를 다룰수 있는 대안으로 현재 이 분야에 대한 연구가 활발히 진행 중이다^[2]. 그러나 퍼지제어방식은 전문가로 부터 제어지식의 획득, 소속함수 관계의 조정과 알맞은 스케일링팩터 선정등의 문제점을 가지고 있어 원하는 제어특성을 얻기 위하여는 여러번의 시행 착오를 거쳐야만 한다.

1957년 Rosenblatt에 의해 발표된 최초의 신경회로망모델인 단층퍼셉트론은 1980년대 중반에 하나 이상의 은닉층을 갖는 다층퍼셉트론 즉 다층신경회로망이론이 제안되었다. 다층신경회로망은 출력층의 오차를 역전파 형식으로 전파하여 신경회로망의 연결강도를 조정하므로써 비선형 사상을 모형화 할 수 있는 학습력으로, 불확정 시스템을 제어할때 매우 훌륭한 잠재력을 가지고 있다. 또한 신경회로망은 고유의 학습력으로 시스템동정에 성공적으로 적용되고 있으며^[3,4,5], 신경회로망에 의한 시스템동정은 비선형 시스템에서도 우수한 동정특성으로 자기동조 적응제어방식에 잘 적용될 수 있었다^[6]. 1993년 L.Jin은 신경회로망을 이용하여 시스템동정을 하고 동정된 정보를 이용하여 비선형 제어기를 설계하여 단일 링크 매니플레이터에 성공적으로 적용하여 좋은 제어성능을 얻었으나 정현파형의 기준궤적에 대한 출력응답은 양 피크 지점에서 약간의 오차를 나타내었다^[11]. 그러나 일반적으로 신경회로망은 학습에 필요한 입·출력 데이터가 필요하고, 새로운 정보가 입력될 때 학습된 시스템의 정보처리, 대규모적인 신경회로망을 구축하기 위한 다량의 학습데이터의 처리라는 문제점을 안고 있다.

이와 같이 퍼지 제어방식은 시스템의 불확실성을 내포한 추론 메카니즘을 가지고 있는 반면에 신경회로망은 학습능력, 적응성, 결합 포용성, 병렬처리능력과 같은 특성을 가지고 있다. 학습능력과 적응성을 가진 시스템의 불확실성을 동시에 다룰 수 있도록 하기위해 최근에는 퍼지제어이론과 신경회로망 제어이론의 장점을 활용하고, 각각의 단점을 상호 보완할 수 있는 퍼지-신경회로망 제어에 대한 연구가 활발하다^{[7]-[19]}. 1994년 L.Wang은 퍼지동정기(fuzzy identifier)라는 퍼지-신경회로망을 구성하여 이 퍼지-신경회로망을 이용하여 비선형 시스템의 동정을 수행하고, 이 퍼지-신경회로망의 동정특성이 기존의 다층 신경회로망의 동정특성보다 빠른 동정특성을 가짐을 확인하였다^[10]. 그리고 이 우수한 동정특성을 이용하여 시스템동정 및 제어에 적용하여 입력신호와 관련되지 않은 시스템의 동정에는 제어성능에 좋은 영향을 미쳤으나 입력신호와 관련된 시스템의 비선형형의 동정에는 오히려 빠른 동정으로 인하여 불안정한 제어성능을 갖게되어 주 제어기에 불안정성을 보상하기 위한 보조제어기를 사용하였다^[10]. 그러나 이 보조 제어기의 설계시 시스템의 자세한 정보 및 복잡한 수식 계산이 필요하게 되어 완

전한 지능제어 방식으로 간주하기에는 무리가 있다고 본다.

본 논문에서는 L.Jin의 신경회로망을 이용하여 시스템동정 및 제어방식에서 나타나는 정현파형의 기준궤적에 대한 출력응답의 양 피크 지점에서 약간의 오차를 보상하고, 퍼지-신경회로망을 이용하여 시스템 동정 및 제어를 한 L.Wang의 방식보다 간단하고 정밀 지능제어를 위한 새로운 제어방식으로 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정방식에 의한 비선형 제어기 설계 방식을 제안한다. 제안된 혼합 동정방식에 대한 연구의 동기는 L.Wang의 연구^[10]에서 이산시간 차분방정식으로 표현되는 비선형 시스템에 대한 동정모델을 4가지 모델로 분류하여 신경회로망을 이용하여 동정한 동정특성과 퍼지-신경회로망을 이용한 동정특성을 비교검토한 결과, 퍼지-신경회로망은 신경회로망에 비하여 비교적 빠른 동정특성을 갖고, 4가지 모델 중 MODEL II(f 는 동정, g 는 알려진 함수이용)의 동정특성에서 퍼지-신경회로망을 이용한 경우가 신경회로망을 이용한 경우 보다 매우 우수한 동정특성을 갖음을 확인하였다. 또한 MODEL III(f 동정, g 동정)의 동정특성을 시뮬레이션 한 결과 퍼지-신경회로망을 이용한 경우와 신경회로망을 이용한 경우 유사한 동정성능(신경회로망에 바이어스항을 포함한 경우 오히려 신경회로망의 의한 동정 성능이 좋음)을 확인하였다. 이러한 원인을 동기로 하여 비선형 시스템에 대하여 입력신호와 직접 관계되지 않는 비선형 함수 $f(x)$ 는 퍼지-신경회로망으로, 입력신호와 관계되는 비선형 함수 $g(x)$ 는 신경회로망을 이용하는 혼합동정방식을 연구하게 되었으며, 단일 링크 매니플레이터에 적용하여 제안된 혼합 동정방식이 기존의 신경회로망 동정방식 및 퍼지-신경회로망 동정방식 보다 좋은 동정성능을 나타냄을 확인한다. 제안한 제어방식은 동정특성을 개선하기 위하여 미지의 비선형 시스템에 대하여 입력신호와 직접 관계되지 않는 비선형 함수의 동정은 퍼지-신경회로망을 이용하고^[10], 입력신호와 관계되는 비선형 함수의 동정은 시그모이드 함수(sigmoid function)의 범위($0 \sim net_g$)를 확장시키고 일정한 값(ϵ) 이상의 양의 실수로 동정을 하기 위하여 신경회로망에 동정 조건식을 제안하여 동정하고, 동정된 정보를 이용하여 비선형 제어기를 설계한 새로운 제어방식이다. 제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 비선형 제어대상인 단일 링크 매니플레이터에 적용하여 시뮬레이션 및 실험

을 통하여 기존의 신경회로망 제어방식과 제어성능을 비교 검토한다.

II. 퍼지-신경회로망의 구성

퍼지제어나 시스템동정을 위해 사용하는 퍼지논리 시스템(Fuzzy Logic System : FLS)은 입력신호의 퍼지화, 전문가의 지식에 기반을 둔 퍼지규칙에 의한 퍼지 추론, 비퍼지화로 구성된다. 퍼지화부는 입력변수의 퍼지화를 수행하며 식 (1)의 가우시안 형태의 퍼지 소속 함수를 사용한다.

$$\mu_{F_i}(x_i) = \exp \left[- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right] \quad (1)$$

여기서 x_i ($i=1, 2, \dots, n$), l ($l=1, 2, \dots, M$), \bar{x}_i^l , σ_i^l 은 각각 n 개의 입력신호, M 개의 퍼지 소속함수의 수, 퍼지집합에서의 중심값과 표준편차를 나타낸다. 퍼지-추론부는 퍼지추론을 수행하며, T-norm(대수적 연산자)을 사용하면 식 (2)와 같다.

$$o^l = \prod_{i=1}^n \exp \left[- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right] \quad (2)$$

$l = 1, 2, \dots, M$

비퍼지화부는 추론후 퍼지집합을 실수로 변환시키는 역할을 담당하며, 무게중심법을 이용하면 식 (3)과 같으며,

$$\hat{f}(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{l=1}^M \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]} \quad (3)$$

식 (3)의 $\hat{f}(x)$ 가 임의의 함수 $f(x)$ 를 동정하기 위하여, 역전파 알고리즘을 이용하여 \bar{x}_i^l , σ_i^l , \bar{y}^l 을 조정하는 FLS를 퍼지-신경회로망이라 하며, 그림 1은 퍼지-신경회로망의 기본 구성도이다.

그림 1에서 x_1, x_2, \dots, x_n 은 퍼지-신경회로망의 입력신호이며, 제 2층에서 이 입력신호 각각에 대하여 M 개의 퍼지 소속함수를 나타내는 식 (1)로 퍼지화하고, 3층에서는 식 (2)로 퍼지-추론을 하며, 4층과 5층에서 비퍼지화를 한다. 출력신호와 원하는 목표신호와의 차의 자승이 최소화되도록 역전파 알고리즘을 적용하여 \bar{y}^l , \bar{x}_i^l , σ_i^l 을 구한다.

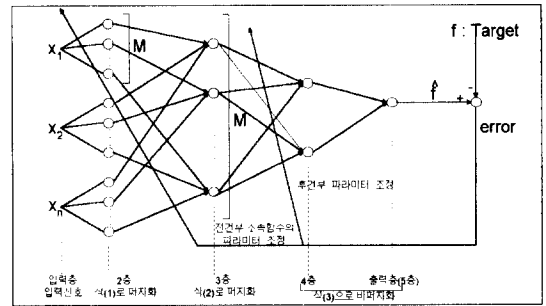


그림 1. 퍼지-신경회로망의 기본 구성도
Fig. 1. Basic configuration of Fuzzy-Neural Network.

III. 퍼지-신경회로망과 신경회로망을 이용한 혼합 동정방식

단일입력 단일출력(single-input and single-output : SISO)을 갖는 비선형 시스템은 일반적으로 식 (4)로 된다.

$$\begin{aligned} x^{(n)} + f(x^{(n-1)}, x^{(n-2)}, \dots, x^{(1)}, x) \\ = g(x^{(n-1)}, x^{(n-2)}, \dots, x^{(1)}, x)u \\ y = x \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $x, u \in \mathbb{R}$ (실수)이며, 각각 비선형 시스템에 대한 변수와 입력을 나타내고, $y \in \mathbb{R}$ 은 시스템 출력이 된다. 식 (4)의 시스템 변수를 식 (5)의 상태 변수로 정의하면,

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \vdots \\ \dot{x}_{n-1} \\ \dot{x}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ x^{(1)} \\ x^{(2)} \\ \vdots \\ x^{(n-2)} \\ x^{(n-1)} \end{bmatrix} \quad (5)$$

식 (4)는 식 (6)의 상태 공간 모델로 되고,

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ &\vdots \\ \dot{x}_{n-1} &= x_n \\ \dot{x}_n &= -f(x) + g(x)u \\ y &= x_1 \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, x 는 벡터 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 를 나타내고, $g(x)$ 는 $g(x) \neq 0$ 인 조건을 만족하여야 하며 일반적으로 $g(x) > 0$ 이다^[10]. 혼합 동정방식에 대한 연구의 동기는 L.Wang의 연구^[10]에서 이산시간 차분방정식으로 표현되는 비선형 시스템에 대한 동정모델을 4가지 모델로 분류하여 신경회로망을 이용하여 동정한 동정특성과 퍼지-신경회로망을 이용한 동정특성을 비교 검토한 결과, 퍼지-신경회로망은 신경회로망에 비하여 비교적 빠른 동정특성을 갖고, 4가지 모델 중 MODEL II(f는 동정, g는 알려진 함수이용)의 동정특성에서 퍼지-신경회로망을 이용한 경우가 신경회로망을 이용한 경우 보다 매우 우수한 동정특성을 있음을 확인하였다. 또한 MODEL III(f 동정, g 동정)의 동정특성을 시뮬레이션 한 결과 퍼지-신경회로망을 이용한 경우와 신경회로망을 이용한 경우 유사한 동정성능(신경회로망에 바이어스항을 포함한 경우 오히려 신경회로망의 의한 동정 성능이 좋음)을 확인하였다. 이러한 원인을 동기로 하여 비선형 시스템에 대하여 입력신호와 직접 관계되지 않는 비선형 함수 $f(x)$ 는 퍼지-신경회로망으로, 입력신호와 관계되는 비선형 함수 $g(x)$ 는 신경회로망을 이용하는 혼합동정방식을 연구하게 되었으며, 단일 링크 매니퓰레이터에 적용하여 제안된 혼합 동정방식이 기존의 신경회로망 동정방식 및 퍼지-신경회로망 동정방식 보다 좋은 동정성능을 나타냄을 확인한다. 따라서 식 (6)의 시스템에서 입력신호와 관계되지 않는 시스템함수 $f(x)$ 의 동정은 퍼지-신경회로망을 이용하고^[10], 입력신호와 관계된 $g(x)$ 의 동정은 신경회로망을 이용한다. $g(x)$ 의 동정을 위한 신경회로망의 출력 범위를 확장시키기 위하여 시그모이드 함수의 범위를 확장시키고 위한 시그모이드 함수를 제안하고, 일정한 실수 값(ϵ) 이상의 양의 실수로 동정을 하기 위한 동정조건식을 제안한다. 퍼지-신경회로망과 신경회로망을 이용하여 비선형 시스템의 동정을 하기 위해 식 (6)의 상태공간 모델은 식 (7)로 된다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ &\vdots \\ \dot{x}_{n-1} &= x_n \\ \dot{x}_n &= -\hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i') + \hat{g}(x, gw) \cdot u \quad (7) \\ y &= x_1 \end{aligned}$$

여기서 $\hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i')$ 는 $f(x)$ 를 동정하기 위한 퍼지-신경회로망이며, $\bar{y}^i, \bar{x}_i', \sigma_i'$ 는 각각 퍼지-신경회로망 \hat{f} 의 후진부 연결강도 및 전진부 퍼지소속함수의 중심값과 표준편차이며, $\hat{g}(x, gw)$ 는 $g(x)$ 를 동정하기 위하여 이용되는 신경회로망이며, gw 는 신경회로망의 연결강도이다.

1. 퍼지-신경회로망을 이용한 시스템함수 $f(x)$ 의 동정

본 연구에서 상태변수는 $x=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 비선형시스템은 $\dot{x}_n = -f + g \cdot u$ 이고, 출력은 $y=x_1$ 이다. 따라서 $y^{(n)} = \dot{x}_n = -f + g \cdot u$ 이므로 $y^{(n)}$ 과 $y_d^{(n)}$ 사이의 오차가 가능한 한 적어지도록 시스템동정을 한다. 식 (7)에서 $\hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i')$ 을 동정하기 위한 목적함수는 식 (8)과 같다.

$$\begin{aligned} J &= \frac{1}{2} [y^{(n)} - y_d^{(n)}]^2 \\ &= \frac{1}{2} [-\hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i') + \hat{g}(x, gw) \cdot u - y_d^{(n)}]^2 \quad (8) \end{aligned}$$

여기서, $y_d^{(i)}(i=0, 1, \dots, n)$ 는 n 번 연속적으로 미분 가능하도록 설계된 기준계적이며, 그것의 n 개 도함수는 $y_d^{(1)}, y_d^{(2)}, \dots, y_d^{(n)}$ 로 나타낸다. 식 (8)의 목적함수 J 를 \hat{f} 의 연결강도 \bar{y}^i , 중심값 \bar{x}_i' 과 표준편차 σ_i' 에 대하여 최급하강법(gradient descent)법을 적용하면, 각각 식 (9), (10), (11)로 된다.

$$\begin{aligned} \bar{y}^i(k+1) &= \bar{y}^i(k) - \eta \cdot \frac{\partial J}{\partial \bar{y}^i} \\ &= \bar{y}^i(k) - \eta \cdot [-f + \hat{g} \cdot u - y_d^{(n)}] \cdot \left(-\frac{\sigma_i'}{\sum_{i=1}^M \sigma_i'} \right) \quad (9) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \bar{x}_i'(k+1) &= \bar{x}_i'(k) - \eta \cdot \frac{\partial J}{\partial \bar{x}_i'} \\ &= \bar{x}_i'(k) - \eta \cdot [-f + \hat{g} \cdot u - y_d^{(n)}] \cdot (-1) \cdot \frac{\bar{y}^i - \hat{f}}{\sum_{i=1}^M \sigma_i'} \cdot \sigma_i' \cdot 2 \cdot \frac{x_i - \bar{x}_i'}{\sigma_i'^2} \quad (10) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma_i'(k+1) &= \sigma_i'(k) - \eta \cdot [-f + \hat{g} \cdot u - y_d^{(n)}] \cdot \left(-\frac{\partial J}{\partial \sigma_i'} \right) \\ &= \sigma_i'(k) - \eta \cdot [-f + \hat{g} \cdot u - y_d^{(n)}] \cdot (-1) \cdot \frac{\bar{y}^i - \hat{f}}{\sum_{i=1}^M \sigma_i'} \cdot \sigma_i' \cdot 2 \cdot \frac{(x_i - \bar{x}_i')^2}{\sigma_i'^3} \quad (11) \end{aligned}$$

여기서 η 는 퍼지-신경회로망의 학습률이고, 식 (9), (10), (11)은 퍼지-신경회로망 $\hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i')$ 가 $f(x)$ 를 동정하도록 오차 역전파 절차를 수행하여 \bar{y}^i ,

\bar{x}_i' , σ_i' 를 조정한다.

2. 신경회로망을 이용한 시스템함수 $g(x)$ 의 동정

$\hat{g}(x)$ 의 동정을 위하여 3층구조의 전방향 신경회로망을 이용하고, 식 (8)의 목적함수를 만족하도록 연결강도 gw 를 조정한다. 시스템 함수 $g(x)$ 의 동정을 위하여 식 (12)의 조건을 제안한다.

$$\infty > \hat{g}(x, gw) \geq \epsilon > 0 \quad (12)$$

여기서 ϵ 은 0 보다 큰 임의의 실수이며, 신경회로망 $\hat{g}(x, gw)$ 가 ϵ 보다 크거나 같으면 연결강도 gw 를 조정하고, ϵ 보다 작으면 연결강도 gw 를 조정하지 않도록 제안된 설계 파라미터이다. 함수 $g(x)$ 를 동정하기 위한 신경회로망 $\hat{g}(x, gw)$ 의 시그모이드 함수를 $H_g(\cdot)$ 로 정의하면 식 (12)의 조건을 만족할 수 있는 식 (13)의 시그모이드 함수를 사용한다.

$$H_g(x) = \frac{net_g}{1 + e^{-x \cdot gw}} \quad (13)$$

여기서 w 는 바이어스 항의 연결강도, net_g 은 $\hat{g}(x, gw)$ 의 최대 범위를 나타내며, 설계자에 의해 임의로 지정될 수 있다. 식 (8)의 목적함수가 연결강도 gw_{ji} 에 대하여 최소화되도록 gradient descent법을 적용하면 식 (14)로 된다.

$$gw_{ji}(k+1) = gw_{ji}(k) - \eta_g \cdot \frac{\partial J}{\partial gw_{ji}(k)} \quad (14)$$

여기서 연결강도 gw_{ji} 는 i 층과 j 층 사이의 연결강도를 나타낸다. \hat{g} 의 동정을 위해 시그모이드 함수의 범위(0~ net_g)를 확장시키고 일정한 값(ϵ) 이상의 양의 실수로 동정을 하기 위해 신경회로망에 조건식을 제안하고, 초기치에 의한 \hat{g} 의 값이 양의 값이 되도록 신경회로망의 초기치는 모두 양의 실수로 주어지며, 이에 대한 조건식은 식 (15)이다.

$$gw_{ji}(k+1) = \begin{cases} gw_{ji}(k) & \text{if } \hat{g}(x, gw(k)) < \epsilon \\ gw_{ji}(k) - \eta_g \cdot \frac{\partial J}{\partial gw_{ji}(k)} & \text{if } \hat{g}(x, gw(k)) \geq \epsilon \end{cases} \quad (15)$$

식 (15)의 연결강도 변화량 $-\eta_g \cdot \frac{\partial J}{\partial gw_{ji}(k)}$ 를 구하기 위하여 식 (8)의 목적함수를 이용하면 식 (16)으로 되고,

$$\begin{aligned} & -\eta_g \cdot \frac{\partial J}{\partial gw_{ji}(k)} \\ & = -\eta_g [-\hat{f}(x, fw) + \hat{g}(x, gw) - y_d^{(n)}] \cdot \frac{\partial \hat{g}(x, gw)}{\partial gw_{ji}(k)} \cdot u \end{aligned} \quad (16)$$

은닉층과 출력층 사이의 연결강도 $gw_{kj}(k)$ 에 대한 변화량은 식 (17)로 된다.

$$\frac{\partial \hat{g}(x, gw)}{\partial gw_{kj}(k)} = H_g'(net_{pk}) \cdot o_{pj} \quad (17)$$

여기서 $net_{pk} = \sum_k w_{kj} o_{pj} + w_k$ 이며, 입력층과 은닉층 사이의 연결강도 $gw_{ji}(k)$ 에 대한 변화량은 식 (18)로 된다.

$$\frac{\partial \hat{g}(x, gw)}{\partial gw_{ji}(k)} = H_g'(net_{pk}) \cdot gw_{kj} \cdot H_g'(net_{pj}) \cdot x_i \quad (18)$$

여기서 $net_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} + w_j$ 이며, 출력층 및 은닉층에 대한 δ_{pk} 와 δ_{pj} 는 각각 식 (19), (20)으로 되므로,

$$\delta_{pk} = [-\hat{f}(x, fw) + \hat{g}(x, gw) - y_d^{(n)}] \cdot u \cdot H_g'(net_{pk}) \quad (19)$$

$$\delta_{pj} = H_g'(net_{pj}) \cdot \sum_k \delta_{pk} \cdot w_{kj} \quad (20)$$

gw_{kj} 와 gw_{ji} 의 조정량은 각각 식 (21), (22)로 된다.

$$gw_{kj}(k+1) = gw_{kj}(k) - \eta_g \cdot \delta_{pk} \cdot o_{pj} \quad (21)$$

$$w_k(k+1) = w_k(k) - \eta_g \cdot \delta_{pk}$$

$$gw_{ji}(k+1) = gw_{ji}(k) - \eta_g \cdot \delta_{pj} \cdot x_i \quad (22)$$

$$w_j(k+1) = w_j(k) - \eta_g \cdot \delta_{pj}$$

여기서 바이어스항에 대한 연결강도 조정량 $w_k(k+1)$, $w_j(k+1)$ 도 식 (14)에서 식 (20)까지 입력신호가 1인 것을 제외하고는 같다.

3. 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정방식을 이용한 시스템 동정특성

본 연구에서 제안한 혼합 동정방식에 대한 타당성을 입증하기 위하여 식 (23)로 표현되는 단일 링크 매니플레이터에 대하여 IBM-PC 586 상에서 C-언어를 사용하여 시뮬레이션 하여 신경회로망에 의한 시스템 동정특성, 퍼지-신경회로망에 의한 시스템 동정특성과의 동정특성을 각각 비교 검토한다.

$$m l^2 \ddot{\theta} + \delta \dot{\theta} + mgl \cos(\theta) = \tau \quad (23)$$

여기서 θ , $\dot{\theta}$, $\ddot{\theta}$ 는 각각 매니플레이터의 각변위, 각속도, 각가속도를 나타내고, τ 는 매니플레이터의 입력력으로서 관절에 가해지는 토크이며, m , l , δ , g 는 각각 매니플레이터 링크의 질량, 길이, 마찰계수, 중력

가속도이며, 각각 $m=0.2[Kg]$, $l=0.15[m]$, $\delta=0.4$ [$Kg \cdot m^2/s$], $g=9.8[m/s^2]$ 의 사양을 갖는다. 식 (23)에서 파라미터 m , l , δ , g 에 대한 정보를 이용하지 않고 동정하고 제어기를 설계하기 위해서 미지의 함수 $f(\theta_1, \theta_2)$, $g(\theta_1, \theta_2)$ 로 구성된 식 (24)의 미지의 시스템에 대하여 $f(\theta_1, \theta_2)$, $g(\theta_1, \theta_2)$ 를 각각 퍼지-신경회로망, 신경회로망을 이용하여 동정한다.

$$\begin{aligned} \dot{\theta}_1 &= \theta_2 \\ \dot{\theta}_2 &= -f(\theta_1, \theta_2) + g(\theta_1, \theta_2) \cdot u \end{aligned} \quad (24)$$

여기서 $(\theta, \dot{\theta})^T = (\theta_1, \theta_2)^T$ 이다. 그림 2는 입력신호를 $u = \frac{\pi}{2} \sin(t)$ 로 주고, 미지의 함수 $f(\theta_1, \theta_2)$, $g(\theta_1, \theta_2)$ 를 각각 (a)신경회로망-신경회로망, (b)퍼지 신경회로망-퍼지 신경회로망, (c)퍼지 신경회로망-신경회로망으로 동정모형을 구성하고 시스템의 출력 θ_2 를 얼마나 잘 동정하는가에 대한 동정특성 시뮬레이션이다. 그림 (a)에서는 $f(\theta_1, \theta_2)$ 의 동정에는 2개의 입력 θ_1, θ_2 를 갖고 20개의 뉴런으로 구성된 1개의 은닉층과 1개의 출력으로 구성되는 3층구조의 신경회로망을 이용하였다. 신경회로망의 연결강도의 초기값은 $[-0.01, 0.01]$ 사이의 랜덤값(바이어스에 대한 연결강도 포함), 학습률 η 를 0.005로 하였다. $g(\theta_1, \theta_2)$ 의 동정시에는 신경회로망의 은닉층이 10개의 뉴런을 갖고 연결강도가 0.1인 것을 제외하고는 $f(\theta_1, \theta_2)$ 동정과 같은 조건으로 하였다. 그림 (b)에서는 $f(\theta_1, \theta_2)$, $g(\theta_1, \theta_2)$ 의 동정을 위해 20개의 소속함수를 갖고 각 소속함수 파라미터 $\bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i'$ 의 초기값을 각각 $[-1, 1]$ 사이의 랜덤값, 0.2, $[-2, 2]$ 사이의 랜덤값으로 똑같이 주고, 학습률 η 는 $f(\theta_1, \theta_2)$ 의 동정시에 0.1로, $g(\theta_1, \theta_2)$ 의 동정시에 0.08로 하였다. 시뮬레이션 (c)에서는 20개의 소속함수를 갖고 각 소속함수 파라미터 $\bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i'$ 의 초기값을 각각 $[-1, 1]$ 사이의 랜덤값, 0.2, $[-2, 2]$ 사이의 랜덤값으로 주고, 학습률 η 를 0.1로 하여 퍼지 신경회로망을 구성하여 $f(\theta_1, \theta_2)$ 를 동정하고 2개의 입력 θ_1, θ_2 를 갖고 10개의 뉴런으로 구성된 1개의 은닉층과 1개의 출력으로 구성되는 3층구조의 신경회로망을 이용하여 $g(\theta_1, \theta_2)$ 를 동정하였다. 신경회로망의 연결강도의 초기값은 0.1(바이어스에 대한 연결강도 포함), 학습률 η 를 0.005, net_x 는 3, ε 은 0.2로 하였다.

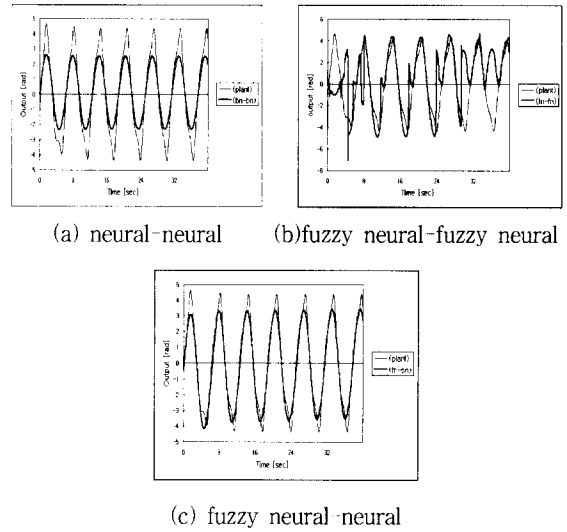


그림 2. 동정특성

Fig. 2. Identification characteristics.

시뮬레이션은 20 [ms]의 스텝사이즈로 하였고, 그림 (a)의 신경회로망 동정모형은 시스템의 출력 양 피크 지점에서 추종하지 못하므로 동정특성이 좋지 않고, 그림 (b)의 퍼지 신경회로망 모델은 전반적으로 나쁜 동정특성을 나타내며, 그림 (c)의 제안된 퍼지 신경회로망-신경회로망 혼합 동정모형은 (a)와 (b)보다 좋은 동정특성을 갖는다. 따라서 제안된 혼합 동정방식은 신경회로망으로 구성된 동정모형 및 퍼지-신경회로망으로 구성된 동정모형 보다 우수한 동정성능을 가짐을 확인하였다.

IV. 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정방식에 의한 제어기 설계

1. 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정방식을 이용한 적응제어기 설계

기존의 자기동조 적응제어 방식에서는 미지의 파라미터를 갖는 시스템에 대하여 파라미터와 시스템의 입력출력으로 구성된 동정모형을 이용하고 동정방식의 일종인 반복최소자승법을 이용하여 시스템 파라미터를 동정하고 설계된 제어기에서 이용하므로서 좋은 제어 성능을 가질수 있었다. 그러나 이 방식에서 동정모형의 출력이 시스템의 출력에 매우 작은 오차를 가지고 근접하였으나, 이러한 결과는 동정된 시스템 파라미터가 실제 시스템 파라미터와 일치하는 것을 의미하는 것은 아니었다. 본 연구에서는 동정된 시스템 함수를 동정하

여 제어를 설계하려 하며, 제안된 동정방식을 비선형 제어기 설계방식에 적용시키는 제어방식을 제안하고자 한다.

시스템 식 (6)에 대한 동정모델 $-\hat{f} + \hat{g} \cdot u$ 안의 퍼지-신경회로망 \hat{f} 는 universal approximation theorem^[10] 에 따라 일정한 오차 안에서 시스템 함수 f 에 근접하지만 일치 한다고는 볼 수 없으며, 동정모델 중의 신경회로망 \hat{g} 도 시스템함수 g 에 근접하지만 일치함을 의미하지 않는다^[12]. 그러나 퍼지-신경회로망 \hat{f} 와 신경회로망 \hat{g} , 그리고 입력신호 u 로 구성된 전체 동정모델 $-\hat{f} + \hat{g} \cdot u$ 는 시스템 $\dot{x}_n = -f(x) + g(x)u$ 에 매우 작은 량의 오차 내에서 근접한다. 따라서 동정된 시스템 함수를 비선형 제어기 설계방식에 적용시키는 적응제어방식을 제안한다. 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 동정에 의해 동정된 정보를 이용하여 설계된 비선형 적응제어기는 식 (25)이다.

$$u_{adapt} = \hat{\alpha}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i', gw) + \hat{\beta}(x, gw) \cdot v \quad (25)$$

여기서 $\hat{\alpha}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i', gw)$, $\hat{\beta}(x, gw)$ 는 동정된 정보를 이용하여 설계하며, 각각 식 (26), (27)로 되고, v 는 식 (28)로 된다.

$$\hat{\alpha}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i', gw) = \frac{-\sum_{i=1}^n k_i x_i + \hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i')}{\hat{g}(x, gw)} \quad (26)$$

$$\hat{\beta}(x, gw) = \frac{1}{\hat{g}(x, gw)} \quad (27)$$

$$v = \sum_{i=0}^n k_i y_d^{(i)} \quad (28)$$

또한 동정모델 출력과 시스템 출력사이에서 발생할 수 있는 작은 량의 오차는 제어기 설계과정에서의 설계파라미터 k_{n-1}, \dots, k_1, k_0 의 적절한 선정으로 극복될 수 있다.

2. 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정방식을 이용한 안정한 적응제어기 설계

퍼지 신경회로망과 신경회로망으로 각각 동정된 $\hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i')$ 와 $\hat{g}(x, gw)$ 는 $\hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i') = f(x)$, $\hat{g}(x, gw) = g(x)$ 조건을 단정 지을 수 없으므로 식 (25)로 설계된 적응제어기를 갖는 폐루프 제어기는 Lyapunov 안정조건을 만족시키기 위해서 보조제어기가 필요하게되며^[10], 식 (25)에 보조제어기 u_{stable} 을 추가시킨 제어기는 식 (29)이다.

$$u(t) = u_{adapt} + u_{stable} \quad (29)$$

여기서, u_{stable} 은 식 (29)의 제어기가 식 (6)의 시스템에 통합되는 폐루프제어계가 Lyapunov의 안정조건을 만족하도록 설계된다. 식 (26), 식 (27), 식 (28)를 식 (25)에 대입하고 나서, 식 (25)를 $y_d^{(n)}$ 에 대하여 정리하면 식 (30)으로 된다.

$$y_d^{(n)} = \hat{g}(x, gw)u_{adapt} - \hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i') - \left(\sum_{i=0}^{n-1} k_i y_d^{(i)} - \sum_{i=1}^n k_{i-1} x_i \right) \quad (30)$$

식 (29)을 식 (6)에 대입하면 \dot{x}_n 은 식 (31)로 되고,

$$\dot{x}_n = -f(x) + g(x)u_{adapt} + g(x)u_{stable} \quad (31)$$

\dot{x}_n 은 $y^{(n)}$ 과 같으므로, 식 (30)과 식 (31)로부터 $y^{(n)} - y_d^{(n)}$ 을 계산하고 정리하면 식 (32)로 된다.

$$e^{(n)} = -k_0 e - k_1 e^{(1)} - \dots - k_{n-1} e^{(n-1)} - (f(x) - \hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i')) + (g(x) - \hat{g}(x, gw))u_{adapt} + g(x)u_{stable} \quad (32)$$

오차벡터 $E = (e \ e^{(1)} \ e^{(2)} \ \dots \ e^{(n-1)})^T = (e_1, e_2, \dots, e_n)^T$ 를 이용하여 식 (32)를 상태공간모델로 나타내면 식 (33)으로 된다.

$$\dot{E} = AE + b[-(f(x) - \hat{f}(x, \bar{x}_i', \sigma_i', \bar{y}_i')) + (g(x) - \hat{g}(x, gw))u_{adapt} + g(x)u_{stable}] \quad (33)$$

여기서 A 와 b 는 식 (34)로 된다.

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ -k_0 & -k_1 & -k_2 & \dots & -k_{n-1} \end{pmatrix} \quad b = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (34)$$

Lyapunov 함수를 식 (35)로 정의하면,

$$V(E) = E^T P E \quad (35)$$

정정행렬 Q 에 대하여 Lyapunov 방정식을 만족하는 대칭 정정행렬 P 가 존재한다.

$$A^T P + P A = -Q \quad (36)$$

식 (35) Lyapunov 함수에 대한 도함수를 구하면 식

(37)로 되고,

$$\begin{aligned} \dot{V}(E) &= E^T P E + E P \dot{E} \\ &= -E^T Q E + E^T P b [-(f(x) - \hat{f}_x, \bar{x}_i^i, \sigma_i^i, \bar{y}_i^i)] \\ &\quad + (g(x) - \hat{g}(x, gw)) u_{adapt} + g(x) u_{stable}] \\ &\leq -E^T Q E + E^T P b g(x) u_{stable} \\ &\quad + |E^T P b| [|(f(x) - \hat{f}_x, \bar{x}_i^i, \sigma_i^i, \bar{y}_i^i)| \\ &\quad + |g(x) u_{adapt}| + |\hat{g}(x, gw) u_{adapt}|] \end{aligned} \quad (37)$$

식 (37)에서 Lyapunov 안정조건을 만족하도록 u_{stable} 을 설계하기 위하여 다음의 가정을 한다.

가정 1) 함수 $f(x)$ 와 $g(x)$, 그리고 신경회로망 $\hat{g}(x, gw)$ 의 시그모이드함수 $g(x) = \frac{net_g}{1 + e^{-(x \cdot gw + w)}}$ 에 대하여 식 (38)과 (39)의 조건이 만족하도록 net_f 와 net_g 가 존재한다.

$$net_f > \max |f(x)| \quad (38)$$

$$net_g > \max |g(x)| > \varepsilon \quad (39)$$

여기서, net_f 는 설계 파라미터로서 임의의 값으로 설정할 수 있고, net_g, ε 은 식 (12)의 동정조건으로 $net_g > \max |\hat{g}(x, gw)| > \varepsilon$ 의 조건을 자동적으로 만족하므로, net_g 은 신경회로망의 최대출력범위, ε 은 신경회로망의 최소출력범위로 임의로 선정이 가능하다.

가정 2) 임의의 양의 실수 c_i ($i=0, 1, \dots, n$)에 대하여 기준계적 및 기준계적의 도함수는 식 (40)의 조건을 만족한다.

$$|y_d^{(i)}| \leq c_i, \quad i=0, 1, \dots, n \quad (40)$$

Lyapunov 함수와 가정 1)의 조건을 이용하여 설계한 u_{stable} 은 식 (41-a), (41-b), (41-c)와 같다.

$E^T P E < Z$ 인 조건에서 u_{stable} 은 식 (41-a)로 된다.

$$u_{stable} = 0 \quad (41-a)$$

$E^T P E \geq Z$ 인 조건에서 $E^T P b \geq 0$ 이면,

$$u_{stable} = -\frac{1}{\varepsilon} [|net_f - \hat{f}_x, \bar{x}_i^i, \sigma_i^i, \bar{y}_i^i| + |net_g u_{adapt}| + |\hat{g}(x, gw) u_{adapt}|] \quad (41-b)$$

$E^T P E \geq Z$ 인 조건에서 $E^T P b < 0$ 이면,

$$u_{stable} = \frac{1}{\varepsilon} [|net_f - \hat{f}_x, \bar{x}_i^i, \sigma_i^i, \bar{y}_i^i| + |net_g u_{adapt}| + |\hat{g}(x, gw) u_{adapt}|] \quad (41-c)$$

로 되며, Z 는 임의의 양의 실수이다. 식 (41)에서 설계한 u_{stable} 을 식 (37)에 대입하면 식 (42)로 되어,

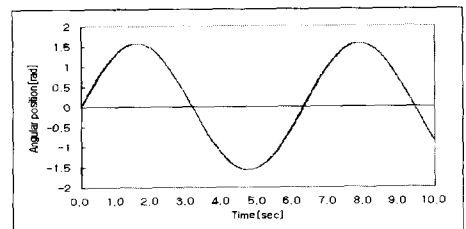
$$\begin{aligned} \dot{V}(E) &\leq -E^T Q E + |E^T P b| [|(f(x) - \hat{f}_x, \bar{x}_i^i, \sigma_i^i, \bar{y}_i^i)| \\ &\quad + |g(x) u_{adapt}| + |\hat{g}(x, gw) u_{adapt}|] \\ &\quad - \frac{|E^T P b| g(x)}{\varepsilon} [|net_f - \hat{f}_x, \bar{x}_i^i, \sigma_i^i, \bar{y}_i^i| \\ &\quad + |net_g u_{adapt}| + |\hat{g}(x, gw) u_{adapt}|] \\ &\leq -E^T Q E \leq 0 \end{aligned} \quad (42)$$

식 (29)로 설계된 제어기는 식 (6)의 시스템에 통합되어 폐환제어계는 안정하게 된다. 제안된 제어방식은 신경회로망과 퍼지-신경회로망의 혼합동정을 하고 이것을 직접 제어기로 이용하는 제어방식으로 시스템 모델에 대한 지식이 없이도 구현 가능하다.

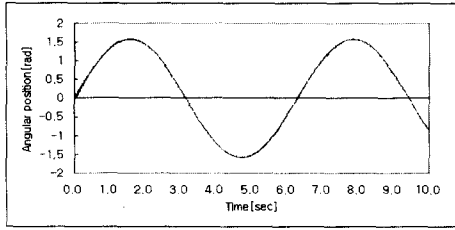
V. 시뮬레이션 및 실험

1. 시뮬레이션

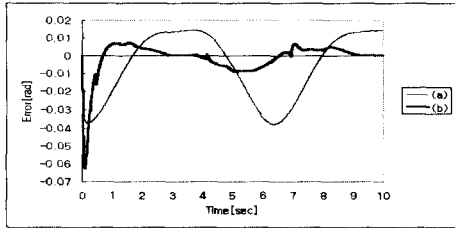
제 IV장에서 제안한 제어방식의 유용성을 입증하기 위하여 식 (23)으로 표현되는 단일 링크 매니플레이터에 대하여 IBM-PC 586 상에서 C-언어를 사용하여 10 [ms] 스텝사이즈로 시뮬레이션 한다. 식 (23)에서 파라미터 m, l, δ, g 에 대한 정보를 이용하지 않고 동정하고 제어기를 설계하기 위해서 미지의 함수 $f(\theta_1, \theta_2), g(\theta_1, \theta_2)$ 로 구성된 식 (24)의 미지의 시스템에 대하여 $f(\theta_1, \theta_2), g(\theta_1, \theta_2)$ 를 각각 퍼지-신경회로망, 신경회로망을 이용하여 동정하고 제어기설계를 하여 신경회로망만을 이용하여 제어기를 설계하는 제어방식과 제어성능을 비교 검토한다. 그림 3은 기준계적 $y_d = (\pi/2) \cdot \sin(t)$ 로 주었을 때의 연속제어에 대한 시뮬레이션이다.



(a) continuous path control characteristics of conventional controller using neural network identifier



(b) continuous path control characteristics of proposed controller using fuzzy-neural network identifier



(c) comparison of error between (a) and (b)

그림 3. 연속제어특성의 시뮬레이션

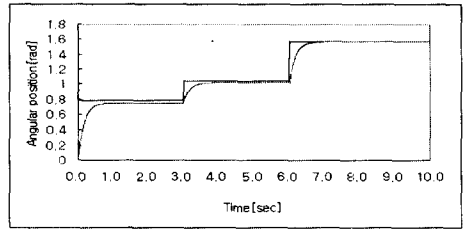
Fig. 3. Simulation of continuous path control characteristics.

그림 (a)는 신경회로망만을 이용하여 시스템을 동정하고, $net_f=20$, $net_g=20$, $k_0=200$, $k_1=10$ 으로 주었을 때의 시뮬레이션이다. 사용한 신경회로망은 비선형 함수 $f(\theta_1, \theta_2)$ 를 동정하기 위하여 2개의 입력신호 θ_1, θ_2 를 갖고, 20개의 뉴런을 갖는 1개의 은닉층, 1개의 뉴런으로 구성된 단일 출력층의 3층구조 신경회로망을 구성하였으며, $f(\theta_1, \theta_2)$ 의 동정을 위해 사용한 신경회로망의 시그모이드 함수는 $\frac{net_f}{1 + e^{-(x \cdot fw + w)}}$ - $\frac{net_f}{2}$ 이며, fw 는 연결강도, w 는 바이어스 항에 대한 연결강도이다. 각 연결강도의 초기값은 $[-0.1, 0.1]$ 사이의 랜덤값, 학습률 η 는 10^{-10} 을 취하였다. 또한 $g(\theta_1, \theta_2)$ 를 동정하기 위하여 사용된 신경회로망은 2개의 입력신호 θ_1, θ_2 를 갖고, 10개의 뉴런을 갖는 1개의 은닉층, 1개의 뉴런으로 구성된 단일 출력층을 갖고, 각 연결강도의 초기값은 0.9, 학습률 η 는 10^{-10} 을 사용하였다.

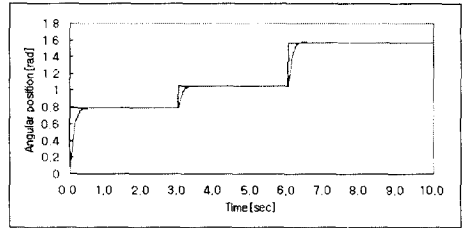
그림 (b)는 $f(\theta_1, \theta_2)$ 의 동정을 위해 퍼지-신경회로망을 이용하고, 소속함수 파라미터 \bar{x}_i, σ_i 의 초기값을 각각 $[-1, 1]$ 의 랜덤값과 0.2를, 후진부 연결강도 \bar{y} 의 초기값은 $[-2, 2]$ 의 랜덤값을 취하고, $g(\theta_1, \theta_2)$ 의 동정은 (a)와 같은 조건을 이용하는 제안된 제어방식의 시뮬레이션 Q 는 단위행렬 I , 그리고 임의의 양의 실수 Z 를 1.0으로 주었을 때의 시뮬레이션

이다. 그림 (b)는 그림 (a)보다 좋은 추종특성을 나타내며, 이것은 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합동정모델의 좋은 동정특성으로 인하여 제한한 제어방식의 제어특성이 개선됨을 알 수 있다. 그림 (c)는 (a)와 (b)의 제어성능을 쉽게 알아보기 위하여 오차를 비교하였다. 제안된 제어방식 (b)의 오차가 기존의 제어방식 (a)보다 초기 오차는 크지만 빠르게 감소함을 알 수 있다.

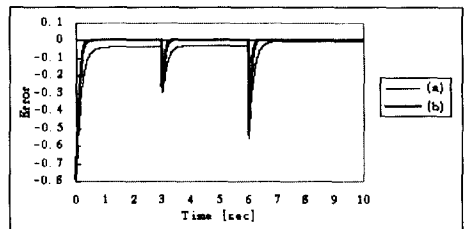
그림 4는 y_d 를 $\pi/2, \pi/3, \pi/2$ 의 3단계로 설정치를 준 점간제어(point to point) 방식에 대한 시뮬레이션이다. 이때 $net_f=20$, $net_g=20$, $k_0=400$, $k_1=40$ 으로 설정하였다.



(a) point to point control characteristics of conventional controller using neural network identifier



(b) point to point control characteristics of proposed controller using fuzzy-neural network identifier



(c) comparison of error between (a) and (b)

그림 4. 점간제어특성의 시뮬레이션

Fig. 4. Simulation of point to point control characteristics

그림 4에서 제안된 제어방식 (b)는 Q 를 단위행렬 I 로, Z 는 10.0로 하였으며, 기존의 신경회로망을 이용한 제어방식 (a)보다 개선된 제어성능을 가지며, (c)

는 비교 오차곡선이다. 이와 같이 제안된 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합동정을 이용한 제어방식은 신경회로망 동정을 이용한 기존의 제어방식 보다 좋은 제어성능을 갖음을 확인하였다.

2. 실험

실험을 하기 위하여 본 연구에서는 우수한 정밀성을 갖는 DC 서보모터를 액츄에이터로 사용하여 단일 링크 매니퓰레이터를 제작하였다. 액츄에이터로 사용된 DC 서보모터의 사양은 표 1과 같다.

표 1. DC 서보모터의 사양
Table 1. Specification of DC servo motor.

Moment of inertia (motor plus gearbox)	32×10^{-6} Kg m ²
Back-emf constant of motor	67×10^{-3} Kg m ²
Torque constant of motor	68×10^{-3} V s rad ⁻¹
Motor static friction torque	10×10^{-3} N m
Motor armature resistance	5.5 Ohms
Motor armature inductance	7.2×10^{-3} H
Gear ratio	1/30

제작된 단일링크 매니퓰레이터에 대한 실험장치의 구성도는 그림 5와 같다.

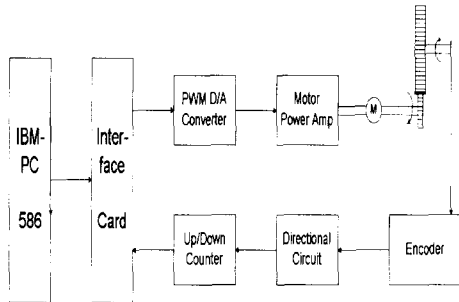


그림 5. 실험장치 구성도
Fig. 5. Configuration of experimental setup.

그림 5에서 인터페이스 카드는 2개의 8255를 사용하여 병렬 입출력 포트가 최대 6개, 하드웨어 인터럽트를 3개 사용가능토록 하였다. 프로그래머에 의한 I/O와 인터럽트방법에 의한 I/O방식을 선택가능토록 하였으며, 어드레스 디코딩에 변화를 줄 수 있도록 설계하였다. 모터 구동부는 PWM 방식의 D/A 변환기와 구동 전력 증폭기로 구성하였다. PWM 방식의 D/A 변환기의 입력펄스 주파수는 4 [MHz], 데이터 주파수는 8 bit, 변환전압 범위는 0~10 [V], 변환시간은 64 [

μs], 정밀도는 39.0625 [mV]로 설계하였다. 모터 구동 전력증폭기 회로는 FET를 사용하였고, 프리휠링 다이오드를 사용하여 역기전력을 방지할 수 있도록 하였다. 매니퓰레이터의 각변위를 측정하기 위한 센서로는 1회전당 1000 [pulse]의 출력을 갖는 로타리 엔코더를 사용하였고, 이 엔코더로부터 발생하는 펄스의 방향을 판별하기 위해 D 플립플롭 2개와 2개의 AND 게이트를 사용하여 방향을 판별하는 UP/DOWN 펄스를 발생시키고, 이 방향을 판별하여 얻어진 UP/DOWN 펄스를 UP/DOWN 카운터에 연결하여 각변위를 측정하였다. 이와 같은 실험장치를 제작하였으며 이에 대한 사진은 그림 6이다.

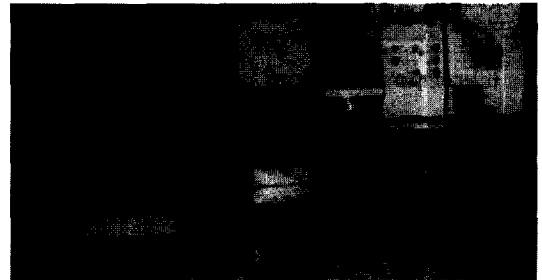


그림 6. 실험장치사진
Fig. 6. Photograph for experimental setup.

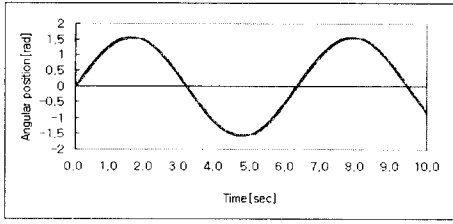
그림 6의 제작된 실험장치를 사용하여 표 1의 사양을 갖는 단일 링크 매니퓰레이터를 제어대상으로 제안된 제어방식의 유용성을 입증하고자 실험을 하였다. 실험을 위한 하드웨어의 단순성을 기하기 위하여 각변위 θ 만을 로타리 엔코더로 센싱하고, 각속도 $\dot{\theta}$ 는 식 (43)으로 계산한다.

$$\dot{\theta} = \frac{\theta^{present} - \theta^{past}}{h} \quad (43)$$

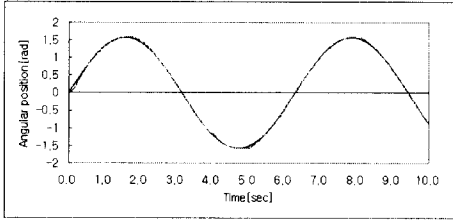
여기서 $\theta^{present}$, θ^{past} 는 각각 엔코더로부터 센싱된 현재의 각변위와 바로 전에 센싱된 각변위이고, h는 step size를 나타낸다. 센싱된 θ 와 식 (43)으로 계산된 $\dot{\theta}$ 를 신경망 또는 퍼지-신경망의 입력신호로 이용하여 시스템함수 $f(\theta, \dot{\theta})$, $g(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 한다. 그림 7은 기준궤적 $y_d = (\pi/2) \cdot \sin(t)$ 로 주었을 때의 매니퓰레이터 연속제어특성을 나타낸다.

그림 7의 (a)는 $f(\theta, \dot{\theta})$, $g(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위해 신경회로망을 이용한 경우의 연속제어 특성이다. $f(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위해 $\theta, \dot{\theta}$ 로 구성된 2개의 입력 신호, 40개의 뉴런을 갖는 1개의 은닉층, 1개의 뉴런을

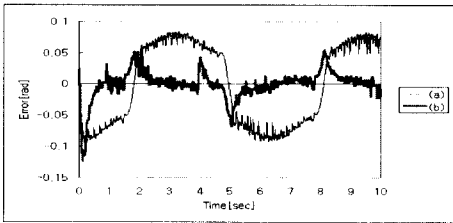
갖는 1개의 출력층으로 구성되는 3층 구조의 신경회로망을 이용하였다.



(a) continuous path control characteristics by neural network



(b) continuous path control characteristics by fuzzy-neural network

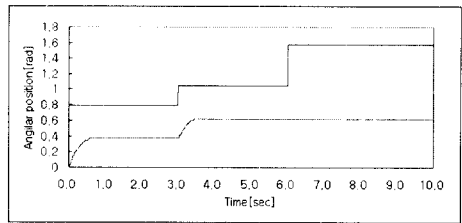


(c) comparison of error between (a) and (b)

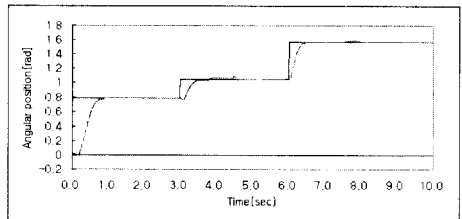
그림 7. 실험에 의한 연속제어특성
Fig. 7. Continuous path control characteristics by experiment.

$g(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위하여는 2개의 입력신호, 10개의 뉴런을 갖는 1개의 은닉층, 1개의 뉴런을 갖는 1개의 출력층으로 구성되는 3층 구조의 신경회로망을 이용하였다. $f(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위해 사용된 시그모이드 함수의 범위 net_g 는 8, 연결강도의 초기치는 $[-0.1, 0.1]$ 의 랜덤값을 취하였고 $g(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위하여 net_g 는 8, 연결강도의 초기치는 0.9의 상수값으로 하여 동정을 하였다. 비선형 제어기의 설계 파라미터 k_0, k_1 는 800, 20으로 정하였다. 그림 (b)는 $f(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위해 퍼지-신경망을 이용하고 $g(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위하여 신경회로망을 이용한 경우이다. $f(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위해 전진부 소속함수의 수를 20개, 소속함수 파라미터 $\bar{x}_i', \bar{\sigma}_i'$ 의 초기치를 각각 $[-0.1, 0.1]$ 의 랜덤값, 0.01의 상수값을 취하였고 후진부 연

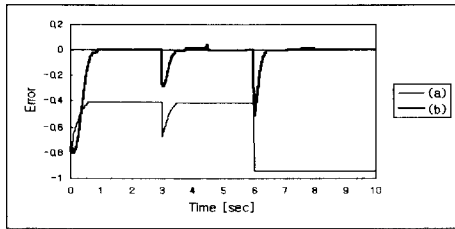
결강도 y' 의 초기치는 $[-0.01, 0.01]$ 의 랜덤값을 사용하고 $g(\theta, \dot{\theta})$ 의 동정을 위하여는 (a)의 경우와 같은 3층 구조의 신경회로망을 이용하였다. net_g 은 10, 연결강도의 초기치는 0.5의 상수값, ε 은 0.2로 하여 동정을 수행하였고, 비선형 제어기의 설계 파라미터 k_0, k_1 은 각각 100, 20으로, Q 는 단위행렬 I 로, Z 는 1.0으로 하여 실험한 결과로서, 신경회로망만을 사용하여 동정 및 제어를 수행한 결과 보다 우수한 연속 제어특성을 나타냄을 확인하였다. 또한 신경회로망을 이용한 (a)의 경우에는 122개의 연결강도를 조정하고, 제안된 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정방식에 의한 제어방식을 이용하는 (b)의 경우에는 40개의 소속함수 파라미터와 20개의 후진부 연결강도 총 60개의 퍼지-신경회로망 파라미터와 2개 입력신호-10개의 뉴런을 갖는 은닉층-1개의 출력, 그리고 출력층과 은닉층의 바이어스항에 의한 연결강도 총 41개의 신경회로망 연결강도, 즉 101개의 연결강도를 조정함으로써 프로그램 작성시에 보다 적은 계산량으로 좋은 제어성능을 나타냄을 확인하였다. 그림 (c)는 기존의 제어방식 (a)와 제안된 제어방식 (b)의 오차이다. 제안된 제어방식의 초기오차는 0.125 [radian]이고, 기존 제어방식의 초기오차는 0.09 [radian]으로서 제안된 방식의 초기오차는 0.035 [radian] 만큼 크지만 빠르게 오차가 감소하므로 추종제어 특성상 제안된 제어방식은 기존의 제어방식 보다 우수한 제어성능을 가진다고 볼 수 있다.



(a) point to point control characteristics by neural network



(b) point to point control characteristics by fuzzy-neural network



(c) comparison of error between (a) and (b)

그림 8. 실험에 의한 점간제어특성

Fig. 8. Point to point control characteristics by experiment.

그림 8에서는 y_d 를 $\pi/2$, $\pi/3$, $\pi/2$ 의 3단계로 설정치로 주었을 때의 매니플레이터의 점간제어특성에 대한 실험 결과이다.

신경회로망을 이용하여 동정 및 제어를 수행한 그림 8의 (a)에 대한 응답곡선에서는 만족할 만한 제어성능을 기대하기가 매우어려웠으나, 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정방식을 이용하여 동정하고, Q 는 단위행렬 I 로, Z 는 10.0으로 주고 제어기를 설계한 그림 8의 (b)의 응답곡선은 기준궤적의 급격한 변화에도 좋은 제어성능을 나타낼을 알 수 있으며, 그림 (c)는 (a)와 (b)에 대한 비교 오차곡성이다. 이와 같이 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정방식에 의한 제안된 제어방식의 제어성능은 기존의 신경회로망 동정방식을 이용한 제어방식보다 우수한 제어성능을 나타낼을 확인하였다.

VII. 결 론

본 논문에서는 복잡하고 불확실하며 비선형성이 강한 시스템에 대한 제어를 위해 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합동정을 이용하여 제어기를 설계하는 새로운 제어방식을 제안하였다. 제안된 방식은 미지의 비선형 시스템에 대하여 입력신호와 직접 관계되지 않은 비선형 함수 $f(x)$ 의 동정은 퍼지-신경회로망을 이용하고, 입력신호와 관계되는 비선형 함수 $g(x)$ 의 동정은 제안된 동정 조건 $\infty > g(x, gw) > \epsilon > 0$ 을 만족하도록 신경회로망을 이용하여 동정하는 방식으로서, 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합 동정을 수행하여, 동정에서 얻은 정보를 이용하여 비선형 제어기를 설계한 새로운 제어방식이다.

퍼지-신경회로망과 신경회로망을 이용하여 혼합 동

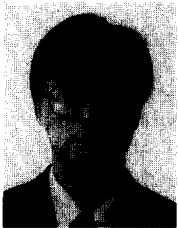
정하고 제어기를 설계하는 제안된 제어방식에 대한 타당성을 확인하기 위하여 단일 링크 매니플레이터를 제어대상으로 시뮬레이션 및 실험을 통하여 기존의 신경회로망 제어방식과의 제어특성을 비교 검토한 결과, 제안한 퍼지-신경회로망과 신경회로망의 혼합동정을 이용한 제어방식은 기존의 신경회로망 동정방식을 이용한 제어방식 보다 회로망 구성 및 알고리즘이 간단하고 정밀성이 개선된 우수한 제어성능을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] Mamdani, E.H, "Application of fuzzy algorithm for control of simple dynamic plant", IEEE Proc. Control & Science, vol. 121, no. 12, pp. 1585-1588, Dec., 1974.
- [2] Yong-Gu Lee, Dong-Seol Son and Ki-Hwan Eom, "Hybrid Fuzzy Control Method for Motion Control", 1st International Workshop on Advanced Mechatronics, pp. 92-95, Dec. 1995.
- [3] J.G.Kuschewski, S.Hui and S.H.Zak, "Application of Feedforward Neural Networks to Dynamical System Identification and Control", IEEE Trans. CONTROL SYSTEMS TECHNOLOGY, vol. 1, no. 1, pp. 37-49, March 1993.
- [4] S.I.Minsstry and S.S.Nair, "Identification and Control Experiments using Neural Design", IEEE Control Systems, pp. 48-57, June 1994.
- [5] K.S. Narendra, K.Pathasarathy, "Identification and Control of Dynamic Systems using Neural Networks, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, March. 1990.
- [6] F.C.Chen, "Back-propagation Neural Network for Nonlinear Self-tuning Adaptive Control", IEEE International Symposium on Intelligent Control 1989, pp. 274-279, 1989.
- [7] M.Strefezza and Y.Dote, "Fuzzy and Neural Networks Controller", IECON'91, pp. 1437-1442, 1991.
- [8] D.A.Linkens and J.Nie, "Back-propagation Neural-Network based Fuzzy Controller with a Self-tuning teacher", INT. J. CON-

- TROL, vol. 60. no. 1, pp. 17-39, 1994.
- [9] M.Brown and C.Harris, NEUROFUZZY ADAPTIVE MODELLING AND CONTROL, Prentice-Hall, Inc., 1994.
- [10] Li-Xin Wang, ADAPTIVE FUZZY SYSTEMS AND CONTROL : DESIGN AND STABILITY ANALYSIS, Prentice-Hall International, Inc., 1994.
- [11] L.Jin, P.N.Nikiforuk and M.M.Gupta, "Direct adaptive output tracking control using multilayered neural networks", IEEE Proceedings-D, vol. 140, no. 6, pp. 393-398, Nov. 1993.
- [12] K. Hornik, M.Stinchcombe and H.White, "Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators", Neural Networks, vol. 2, pp. 359-366, 1989.

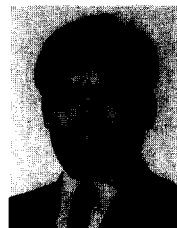
— 저 자 소 개 —



李鎔求(正會員)

1987년 2월 동국대학교 전기공학과 졸업(공학학사), 1993년 2월 동국대학교 전기공학과 대학원 석사과정 졸업(공학석사), 1993년 9월 ~ 현재 동국대학교 전자공학과 박사과정, 주관심분야는 System Identifi-

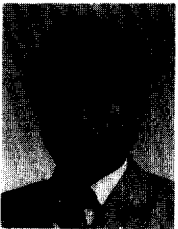
cation, 적응제어, 퍼지논리시스템, 신경회로망 등임



孫東高(正會員)

1978년 2월 동국대학교 전자공학과 졸업(공학학사), 1994년 2월 동국대학교 전자공학과 대학원 박사과정 졸업(공학박사), 1989년 3월 ~ 현재 유한전문대학 전자과 부교수, 주관심분야는 최적설계,

적응설계, 적응제어, 퍼지논리시스템, 신경회로망 등임



嚴基煥(正會員)

1972년 2월 동국대학교 전자공학과 졸업(공학학사), 1985년 2월 동국대학교 전자공학과 대학원 박사과정 졸업(공학박사), 1994년 3월 ~ 현재 동국대학교 전자공학과 부교수, 주관심분야는 System Identifi-

cation, 적응제어, 퍼지논리시스템, 신경회로망 등임