

〈論 文〉

곡예 로봇의 퍼지학습제어에 관한 연구

김도현* · 오준호**

(1994년 4월 4일 접수)

A Study on the Fuzzy Learning Control of the Acrobatic Robot

Doh Hyun Kim and Jun Ho Oh

Key Words : Fuzzy Control(퍼지 제어), Learning Control(학습 제어), Fuzzy Self-Organizing Controller(퍼지 SOC), Nonlinear System(비선형계), Acrobatic Robot(곡예 로봇), State Feedback(상태제환)

Abstract

In this paper we propose a new method to determine the learning rates of fuzzy learning algorithm(FLA) in nonlinear MIMO system. The state feedback gains are used from the linearized system of the nonlinear MIMO system. Through this method, it is easy to determine the learning rates. And it is guaranteed the good convergence and confirmed the performance of FLA is better than that of linear controller(LC) through the simulation. Acrobatic robot system is selected as an example(one-input two-output system), and FLA is implemented through the experiment.

1. 서 론

최근 지능제어이론에 대한 관심이 높아지고 이에 따른 연구가 활발해짐에 따라 비선형성을 갖는 시스템에 대해 신경회로망이론과 퍼지이론 등 지능제어이론을 적용한 연구가 활발히 진행되고 있다.^(1,6-11) 특히 cart-pole system과 같이 비선형성을 포함하는 불안정한 시스템에 대해 다양한 지능제어 알고리즘이 적용된 사례가 늘고있다. 퍼지제어는 인간의 판단 등, 애매성을 포함한 제어 알고리즘을 if-then 형식으로 표현하고 퍼지추론을 이용하여 계산기로 실행시킨 것으로 인간이 어떤 상황에 대해 판단을 통해 결정을 내리는 과정과 매우 흡사하다. 신경회로망이론은 학습이라는 개념을 통하여 제어가 원하는 성능을 발휘할 수 있도록 하는 것이다. 본 연

구에서는 퍼지제어의 판단기능과 신경회로망의 학습기능을 결합한 퍼지학습제어, 또는 퍼지 SOC (self-organizing controller)라고 불리는 제어기법을 이용하고자 한다.

SOC는 1979년 PROCYK과 MAMDANI에 의해 처음 연구가 이루어졌다.⁽³⁾ SOC의 특징은 미리 결정된 기준 입력에 도달할 때까지 계속해서 제어기의 성능을 향상시킨다는 점이다. 즉, 퍼지 SOC는 퍼지제어의 특징인 판단기능을 살려 제어하고자 하는 방향성을 제시해 주고, 신경회로망의 특징인 학습기능을 이용하여 원하는 성능을 낼 수 있도록 퍼지규칙을 계속해서 수정한다.

이 제어기의 퍼지규칙을 수정하는 방법에는 크게 성능 지수표(performance index table)를 이용하는 방법과 오차가격함수(error cost function)를 이용하는 두가지 방법이 있다.

기존의 SOC에서는 성능 지수표(performance index table)를 이용하여 제어기를 설계하였다. 성능 지수

*한국과학기술원 정밀공학과

**정회원, 한국과학기술원 정밀공학과

표를 이용하는 방법은 PROCYK 과 MAMDANI 가 제안한 것으로 이들이 제안한 제어기에는 두 부분의 퍼지제어기로 구성되어 있는데 상위층 규칙표 (high level rule table, 성능 지수표)와 하위층 규칙표 (low level rule table, 제어 입력 규칙표)로 구성되어 있다. 이 경우, 단일 입출력 (SISO) 시스템에서는 큰 문제가 없으나, 다중 입출력 (MIMO) 시스템에서는 각각의 출력의 오차와 오차의 변화량에 대한 상위층 규칙표와 하위층 규칙표를 만들어야 하므로 제어기의 설계시 많은 기억장소 (memory)가 필요하게 되며, 무엇보다 단점으로 지적되는 것은 정확한 시스템 응답을 내기가 힘들다는 것이다.

오차가격함수를 이용하는 방법은 Chung⁽¹⁾이 제안한 것으로 기준 모델의 출력과 실제 시스템의 출력간의 오차와 오차의 변화량에 대한 오차가격함수를 정의하여 이 값을 최소화시키도록 제어규칙을 수정하여 제어입력을 결정하게 된다. 그러나 여기서 결정해야 하는 학습률 (learning rates)은 퍼지학습 제어기의 학습방향을 나타내는 것으로 시스템의 입력과 출력간의 관계 (자코비안, Jacobian)를 이용하여 결정된다. 이 학습률은 단일 입출력 (SISO) 시스템에 대해서는 결정하기가 비교적 쉬우나 동특성이 복잡하고 특히, 다중 입출력 (MIMO) 시스템에 대해서는 입력과 출력이 서로 연관 (cross-coupling)이 되어있기 때문에 그 값을 결정하기가 쉽지 않다. 따라서 MIMO 시스템에서 퍼지학습 제어기의 학습률을 수월하게 결정하는 방법이 요구되어 진다.

본 연구에서는 첫째, 선형화된 시스템에서의 상태피드백 계인 (state feedback gains)을 이용한 비선형 시스템에서 퍼지학습 제어기의 학습 알고리즘을 제안하며, 둘째는 모의실험을 통하여 제안한 방법의 수렴성과 선형 제어기와의 성능 비교, 셋째는 실제 실험을 통하여 이 방법을 높은 비선형성을 갖는 불안정 시스템에 적용하여 다른 제어기 (최적 제어기, 극점 배치법에 의한 선형 제어기)들과의 성능 비교를 한다.

예제로 선택한 대상 시스템은 곡예 로봇이라고 하는 것으로서 2개의 링크로 구성되었으며 구동장치는 1개로서 두 링크 사이의 연결부에 고정되어 있는 매우 불안정한 동적 시스템이다. (Fig. 1) 이 시스템을 안정하고 평형한 상태로 유지하도록 제어함에 그 목적이 있다. 링크 1과 지면과의 연결부는

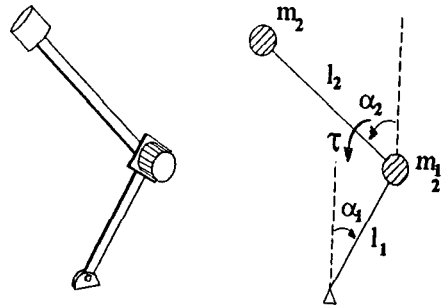


Fig. 1 Acrobatic robot

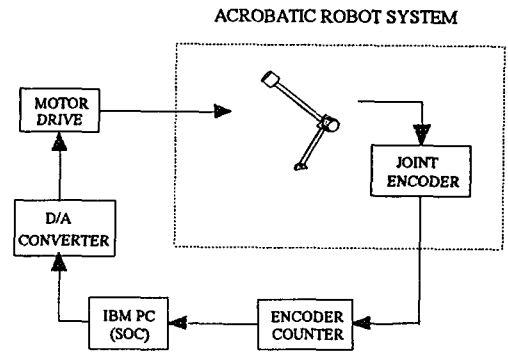


Fig. 2 Schematic diagram of experiment of acrobatic robot

핀 연결로 연결되어 있고 마찰은 무시할 정도로 작다고 가정한다. 질량은 각 링크의 끝 부분에 집중되어 있으며 두 링크는 수직 평면상에서 운동을 한다. 구동부는 직류 서보 모터를 이용하며 모터는 링크 1에 고정되어 있고 링크 2에 토크를 작용한다. 이때 링크 1에는 링크 2에 작용하는 토크의 반대 방향으로 토크가 작용한다. 즉, 링크 2에 작용하는 토크에 대한 반력으로 링크 1의 위치를 제어하게 된다. 따라서 곡예 로봇은 1개의 제어입력에 대해 2개의 출력을 갖게 된다. 또한 본 연구를 위한 개략적인 실험장치의 구성은 Fig. 2와 같다.

2. 시스템의 동특성

곡예 로봇 (acrobatic robot)의 동특성을 뉴우튼-오일러 식 (newton-euler equation)으로 나타내면 다음과 같다.

$$M(\Phi)\ddot{\Phi} + V(\Phi, \dot{\Phi}) + G(\Phi) = T$$

$$\Phi = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{pmatrix}, T = \begin{pmatrix} 0 \\ \tau \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$M(\Phi) = \begin{bmatrix} m_2 l_1 l_2 \cos(\alpha_2 - \alpha_1) + (m_1 + m_2) l_1^2 m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos(\alpha_2 - \alpha_1) \\ m_2 l_1 l_2 \cos(\alpha_2 - \alpha_1) m_2 l_2^2 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

$$V(\Phi, \dot{\Phi}) = \begin{bmatrix} -m_2 l_1 l_2 (\dot{\alpha}_2 - \dot{\alpha}_1)^2 \sin(\alpha_2 - \alpha_1) - 2m_2 l_1 l_2 \dot{\alpha}_1 (\dot{\alpha}_2 - \dot{\alpha}_1) \sin(\alpha_2 - \alpha_1) \\ m_2 l_1 l_2 \dot{\alpha}_1^2 \sin(\alpha_2 - \alpha_1) \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

$$G(\Phi) = \begin{bmatrix} -m_2 l_2 g \sin \alpha_2 - (m_1 + m_2) l_1 g \sin \alpha_1 \\ -m_2 l_2 g \sin \alpha_2 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

여기서, $\Phi = [\alpha_1 \ \alpha_2]^T$ 는 각 연결부의 엔코더로부터 측정된 링크 1과 링크 2의 수직선으로부터의 절대 각도이며 $T = [0 \ \tau]^T$ 는 각 연결부에 작용하는 토크를 나타낸다. $M(\Phi)$ 는 곡예 로봇의 질량행렬(mass matrix)로서 정방행렬이다. 이 행렬은 각 링크의 절대각도인 Φ 의 함수로 이루어져 있으며, 질량행렬의 특성은 positive definite하며 판별식(determinant) $D = m_2 l_1^2 l_2^2 (m_1 + m_2 \sin^2(\alpha_2 - \alpha_1))$ 이 양수이므로 항상 역행렬이 존재한다. $V(\Phi, \dot{\Phi})$ 는 각 링크의 각속도와 관련된 모든 항을 포함하고 있으며 $-m_2 l_1 l_2 (\dot{\alpha}_2 - \dot{\alpha}_1)^2 \sin(\alpha_2 - \alpha_1)$ 와 $m_2 l_1 l_2 \dot{\alpha}_1^2 \sin(\alpha_2 - \alpha_1)$ 는 각속도의 제곱항을 포함하고 있으므로 링크의 회전이 발생하는 원심력을 나타낸다고 볼 수 있다. 그리고 $-2m_2 l_1 l_2 \dot{\alpha}_1 (\dot{\alpha}_2 - \dot{\alpha}_1) \sin(\alpha_2 - \alpha_1)$ 는 서로 다른 두 개의 각속도의 곱으로 이루어져 있으므로 코리올리(Coriolis force) 효과로 발생한 힘임을 알 수 있다. $G(\Phi)$ 는 중력에 관련된 모든 항을 포함하고 있다.

위의 식(1)을 변형시키면 식(3)과 같이 상태방정식 형태로 표현할 수 있다. 여기서, x 는 상태변수이며 u 는 시스템에 가해지는 제어 입력이다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + g(x)u \\ x &= [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dot{\alpha}_1 \ \dot{\alpha}_2]^T \quad u = \tau \end{aligned} \quad (3)$$

위의 식에서 볼 수 있듯이 곡예 로로트는 높은 비선형성을 가짐을 알 수 있다. 본 연구에서는 시스템이 안정하고 평형상태를 유지하는 것이 목적이므로 평형상태를 찾는 것이 매우 중요하다. 위의 시스템을 평형상태에서 선형화시키면 제어가능(controllable)함을 알 수 있다.⁽¹¹⁾

3. 퍼지학습 제어기

3.1 학습 알고리즘에 대한 고찰

학습 알고리즘은 대상 시스템의 출력이 원하는 값이 될 수 있도록 제어입력을 조정하여 주는 것으로, 학습을 통하여 조정되어야 할 제어 입력의 변화량을 결정한다. 즉, 제어입력을 조금씩 변화시켜 가면서 시스템이 원하는 성능을 나타낼 수 있도록

록 해야하는데, 여기서 변화시켜 주는 제어입력의 변화량을 학습 알고리즘이 결정한다. 학습 알고리즘은 성능 지수표를 사용하지 않고, Chung⁽¹¹⁾이 제안한 출력오차와 오차의 변화량에 대하여 제어입력의 변화량을 결정하는 방법을 이용한다. MIMO시스템에 대한 학습 알고리즘은 다음과 같다.

$$\Delta v_j(k) = \sum_{i=1}^n \{ \eta_{eji} e_i(k+n) + \eta_{cji} c_i(k+n) \} \quad (4)$$

Δv : 제어입력 변화량

$i=1 \dots n$, n : 출력의 개수

$j=1 \dots m$, m : 입력의 개수

η_{eji} , η_{cji} : 오차와 오차의 변화량에 대한 학습률

$e(k+n)$: 출력오차

n : 학습지연

$c(k+n) = e(k+n) - e(k+n-1)$: 출력오차의 변화량

그러나 Chung이 제안하는 방법으로 MIMO시스템의 학습률을 결정하려면 각각의 입력과 출력에 대한 학습률을 제이기 설계자가 시스템의 자코비안을 이용하여 결정해야 하기때문에 시스템의 입, 출력의 수가 많아질수록 자코비안을 구하기가 어려워져서 학습률을 결정하기가 매우 힘들어진다. 식(4)에서 볼 수 있듯이 선형 제어기의 제어입력을 결정하는 구조와 매우 흡사한데, 오차와 오차의 변화량에 대한 학습률은 각각 비례-미분 제어기의 비례게인, 미분게인을 의미함을 알 수 있다. 따라서 이 두 종류의 값의 상대적인 변화는 비례-미분 제어기의 특성을 나타낸다. 그러나 이때 오차에 대한 학습률들(η_{e11} , η_{e12} , ..., η_{emn})사이의 상대적인 크기는 매우 중요하다. 왜냐하면 시스템의 출력들 사이에는 서로의 연관관계가 얽혀있기 때문이다. 따라서 출력들 사이에 서로간의 연관성(자코비안)에 대한 정보가 없이는 올바른 학습률을 결정하기가 힘들다. 오차의 변화량에 대한 학습률들(η_{c11} , η_{c12} , ..., η_{cmn})사이의 상대적인 크기도 마찬가지이다. 이 학습률은 퍼지학습 제어기의 학습방향을 나타내는 것으로 그 값이 엉뚱하게 결정되면 시스템은 원하지

않는 상태 혹은 불안정한 상태로 학습되어지는 일이 벌어진다. 특히, 시스템 자체가 불안정한 시스템이면 학습률을 결정하는 일이 더욱 중요해진다. 따라서 본 연구에서는 극점 배치법에 의해 구해지는 상태 피드백 계인을 이용한 학습 알고리즘을 제안한다.

3.2 제안된 학습방법

본 연구에서는 비선형 시스템의 선형화된 모델에 대한 상태 피드백 계인을 이용하여 제어입력 규칙표를 수정하는 알고리즘을 제안한다. Chung이 제안하는 학습률이라는 것은 선형 제어기의 피드백 계인의 역할과 거의 비슷하기 때문에 본 연구에서는 이 학습률을 결정함에 있어서, 시스템의 자코비안을 구해서 그 값을 결정하는 방법을 택하지 않고 선형 제어기의 피드백 계인을 이용하여 그 값을 결정하는 방법을 제안한다.

이 방법은 선형화시킨 시스템으로부터 상태 피드백 계인을 극점배치법을 이용하여 구한 후, 오차에 대한 계인과 오차의 변화량에 대한 계인으로 분리하여 각각에 오차에 대한 크기인자와 오차의 변화량에 대한 크기인자를 곱하여 퍼지학습 제어기의 학습률을 결정한다. 따라서 기존의 방법으로 학습률을 결정하게 되면 입력의 개수와 출력의 개수의 곱만큼의 학습률을 결정해 주어야 하지만, 제안된 방법을 이용하면 2개의 크기인자만을 결정하여 주면 된다. 이 값은 비례-미분 제어기의 비례계인과 미분계인의 의미를 갖고 있으므로 서로간의 크기의 변화로 인하여 시스템의 응답 특성을 원하는 방향으로 학습시킬 수 있다. 즉, 본 연구에서는 피드백 계인의 값 자체(크기 및 방향성)를 이용하는 것이 아니라, 그 값의 전체적인 크기를 줄여서 수정되어져야할 제어입력의 변화량으로 이용하는 것으로 피드백 계인의 방향성만을 이용하여 학습을 시키는 것이 제안한 학습방법의 요지이다. 다중 입출력의 비선형 시스템에 대해서 제안한 퍼지학습 제어기의 제어입력을 학습하는 방법은 다음과 같다.

우선, 비선형 시스템을 선형화시키기 위해서 시스템의 평형상태에서 시스템을 선형화시킨 후, 극점배치법(pole-placement method)에 의해 선형제어기를 설계한다. 이때 상태벡터는 시스템의 원하는 출력과 그의 미분치로 이루어지며 선형화된 시스템은 제어가능(controllable)하고 관측가능(observable)해야 한다. 선형화된 모델의 일반적인 형

태는 다음의 식 (5), (6)과 같이 표현된다.

$$\dot{x} = Ax + Bu \tag{5}$$

$$x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n \ \dot{x}_1 \ \dot{x}_2 \ \dots \ \dot{x}_n]^T$$

$$u = Ge = G(x_d - x) \tag{5}$$

$$G = [G^1 \ G^2]$$

$$= \begin{bmatrix} g_{11}^1 & g_{12}^1 & \dots & g_{1n}^1 & g_{11}^2 & g_{12}^2 & \dots & g_{1n}^2 \\ g_{21}^1 & g_{22}^1 & \dots & g_{2n}^1 & g_{21}^2 & g_{22}^2 & \dots & g_{2n}^2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ g_{m1}^1 & g_{m2}^1 & \dots & g_{mn}^1 & g_{m1}^2 & g_{m2}^2 & \dots & g_{mn}^2 \end{bmatrix}$$

m : 제어입력의 개수

n : 출력의 개수

G_1 : 출력오차에 대한 계인행렬

G_2 : 출력오차의 변화량에 대한 계인행렬

따라서 식 (6)의 피드백 계인을 이용한 제안한 알고리즘은 다음과 같다.

$$v_j(k)_{new} = v_j(k)_{old} + \Delta v_j(k) \tag{7}$$

$$\begin{aligned} \Delta v_j(k) &= \sum_{i=1}^n \{ \eta_{eji} e_i(k+n) + \eta_{cji} c_i(k+n) \} \\ &= \sum_{i=1}^n [\eta_{eji} \ \eta_{cji}] [e_i(k+n) \ c_i(k+n)]^T \end{aligned} \tag{8}$$

위의 식 (7), (8)을 행렬식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbf{v}(k)_{new} = \mathbf{v}(k)_{old} + \Delta \mathbf{v}(k) \tag{9}$$

$$\Delta \mathbf{v}(k) = \eta \cdot [E \ C]^T = [\eta_e \ \eta_c] \cdot [E \ C]^T \tag{10}$$

$$\eta_e = \lambda_1 G^1, \quad \eta_c = \lambda_2 G^2$$

$$E = [e_1(k+n) \ e_2(k+n) \ \dots \ e_n(k+n)]$$

$$C = [c_1(k+n) \ c_2(k+n) \ \dots \ c_n(k+n)]$$

$$\Delta \mathbf{v}(k) = [\Delta v_1(k) \ \Delta v_2(k) \ \dots \ \Delta v_m(k)]^T$$

$\lambda_1, \lambda_2 > 0$: 크기변환 인자

식 (10)에서 학습률을 오차와 오차의 변화량에 대한 것으로 분리시킨 이유는 오차와 오차의 변화량에 대한 학습률은 각각 비례-미분 제어기에서 비례계인과 미분계인의 성격을 갖기 때문에 크기인자 λ_1, λ_2 의 값에 따라 시스템의 응답속도, 오버슈트(overshoot) 등 시스템의 응답특성을 결정하기 위해서이다. 그리고 또 한가지 중요한 이유는 출력오차에 대한 피드백 계인들의 상대적 크기가 중요하기 때문이다. 이 계인들 안에는 각각의 입력에 대한 모든 출력오차들간의 동특성 관계가 포함되어 있기 때문에 피드백 계인들 사이의 상대적 크기가 조금이라도 변한 값으로 학습률을 결정하면 수렴속

도가 낮거나 발산할수도 있다. 이 부분에 대해서는 4장에서의 모의 실험을 통해 확인한다.

4. 모의실험

모의실험에서는 첫째로, 학습률에 대한 시스템 응답의 민감성을 알아보기 위해 곡예 로봇의 비선형 모델에 대하여 3.2절에서 제안한 방법에 의해 결정된 학습률과, 그 값에서 출력오차에 대한 학습률의 상대적 크기를 조금 변화시킨 학습률과, 출력오차의 변화량에 대한 학습률의 상대적 크기를 조금 변화시킨 학습률에 대한 시스템 응답의 수렴성을 비교하였다. 여기서 출력오차나 출력오차의 변화량에 대한 학습률의 크기를 전체적으로 변화시키지 않는 이유는 그렇게 할 경우 크기인자를 변화시킨 것과 동일하기 때문이다. 또한 둘째로, 퍼지학습 제어기의 성능의 우수함을 보이기 위해 선형 제어기를 이용하여 제어한 결과와 퍼지학습 제어기를 이용한 결과를 비교하였다. 두 경우 모두 상태벡터 $x=[0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ 이 되도록 제어하였다. 특히 선형제어기의 취약점인 시스템 매개변수의 불확실성에 대해서도 모의실험을 하여 선형 제어기를 이용하여 제어한 결과와 퍼지학습 제어기를 이용한 결과를 비교하였다.

4.1 곡예 로봇에 대한 선형 제어기

본 연구에서 곡예 로봇의 사양을 다음과 같이 설정하였다.

$$m_1 = m_2 = 1 \text{ kg}$$

$$l_1 = 0.2 \text{ m}, \quad l_2 = 0.4 \text{ m}$$

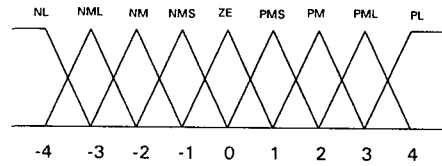


Fig. 3 Membership function

desired pole : $-9.24 \pm 3.8j, -7.07 \pm 7.07j$

따라서 설계된 제어입력 제인은 식(11)과 같다.

$$G = [-73.48 \quad -85.88 \quad -13.26 \quad -18.59]^T \quad (11)$$

4.2 곡예 로봇에 대한 퍼지제어기(SOC)

퍼지규칙을 설계하기전에 먼저 퍼지 제어기의 매개변수를 결정한다. 이 매개변수에는 멤버십 함수의 개수, 멤버십 함수의 분포 위치, 멤버십 함수의 모양, 학습시간 지연, 학습률 등이 있다. 먼저 멤버십 함수에 관한 것을 결정한다. 퍼지 제어기에서 멤버십 함수의 개수와 위치는 제어기 성능과 민감한 관계가 있다. 본 연구에서 오차와 오차의 변화량에 대해 Table 1과 같이 -4에서 4까지의 같은 영역으로 분할하여 취하게 하였다. 또한 멤버십 함수의 모양은 삼각형으로 결정하였다. 이를 그림으로 나타내면 Fig. 3과 같다.

둘째로 곡예 로봇은 그 동특성이 복잡하여 비최소위상 상태(non-minimum phase)가 나타날 수 있으나 안정한 상태에서는 최소위상 상태(minimum phase)이므로 학습지연 $n=1$ 로 하였다.

셋째로 학습률을 결정함에 있어서 선형 제어기의 계인행렬 G 에 대한 크기변환 인자(scale factor) $\lambda_1=0.05, \lambda_2=10$ 으로 결정하였다. 크기변환 인자

Table 1 Fuzzy quantization of output error and change of output error

	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
Output error (Deg.)	-30	-15	-7	-2	0	2	7	15	30
Change of output error (Deg./Sec.)	-120	-60	-24	-8	0	8	24	60	120

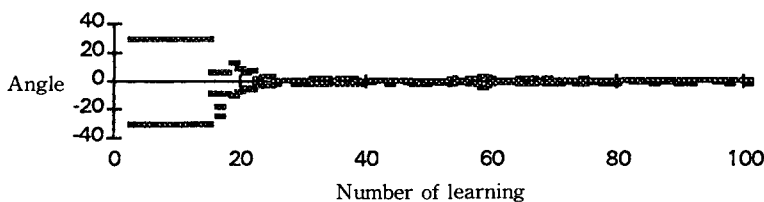


Fig. 4 Convergence of system with proposed algorithm

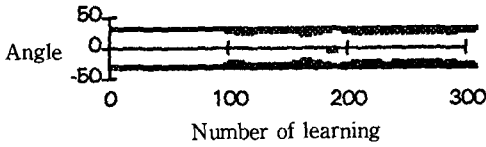


Fig. 5 Convergence of system when learning rate of error is changed (gain of error is increased 30%; $-73.48 \rightarrow -95$)

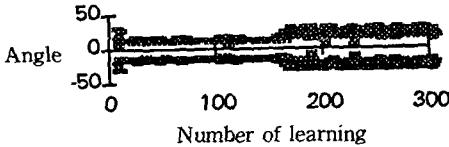


Fig. 6 Convergence of system when learning rate of change of error is changed (gain of change of error is increased 30%; $-13.26 \rightarrow -17$)

를 더 큰 값으로 정하면 수렴속도는 빨라지며 실시간 제어도 가능하다. 그러나 모의실험에서 시스템의 수렴성을 잘 관찰하기 위해 20~30번 정도 학습 후에 수렴할 수 있도록 크기 변환 인자를 위와 같이 결정하였다.

4.3 모의실험 결과

곡예 로봇트를 0초에서 2초까지 2ms의 샘플링 주기로 제어입력을 주는 모의실험을 반복하여 학습하였다.

첫째, 학습률의 변화에 대한 시스템 응답의 수렴성(민감성)을 살펴보았다. 크기 변환인자는 같게 놓고 피드백 제인의 상대적 크기를 변화시켰다. 이것은 퍼지학습 제어기의 학습률을 결정할 때 제안한 방법으로 하지않고 시행착오를 거쳐 결정할 경우, 원하는 응답을 얻기까지는 많은 시간이 걸릴 수 있음을 보여주기 위함이다. 수렴성의 결정 여부는 정상 상태라고 할 수 있는 1초에서 2초사이에 나타나는 시스템의 응답(각 링크의 각도)의 최고치를 구하여 그래프로 나타내었으며, 이 값이 작아질 때 수렴한다고 판단하였다. 초기상태는 $\alpha_1 = -5^\circ$, $\alpha_2 = 5^\circ$ 이며 각속도는 $0[\text{rad/s}]$ 으로 선정하였다.

Fig. 4에서 Fig. 6은 학습률에 대한 시스템의 응답의 수렴성을 나타낸 것이다. Fig. 5와 6에서 볼 수 있듯이 학습률을 30% 증가시킨 값으로 학습했을 경우, 수렴을 하지 못하는 것을 볼 수 있다. 따라서 입력과 출력의 관계가 복잡하고 그 관계를 구

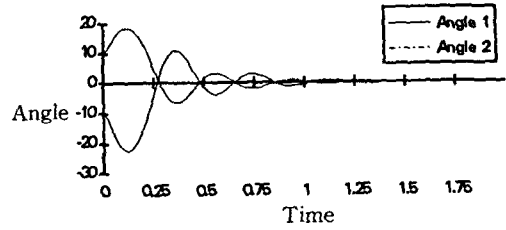


Fig. 7 Response of system with linear controller ($m_1 = 1 \text{ kg}, m_2 = 0.9 \text{ kg}$)

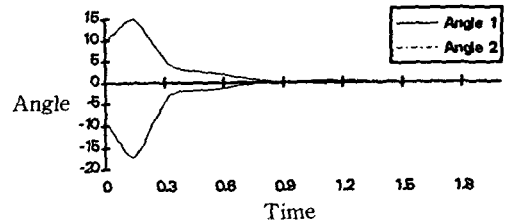


Fig. 8 Response of system with fuzzy learning controller ($m_1 = 1 \text{ kg}, m_2 = 0.9 \text{ kg}$)

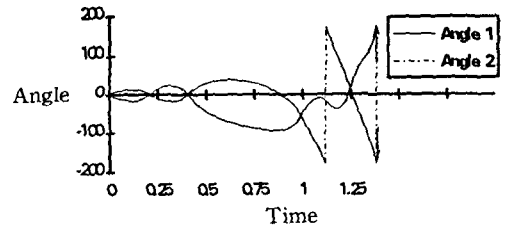


Fig. 9 Response of system with linear controller ($m_1 = 1.1 \text{ kg}, m_2 = 0.9 \text{ kg}$)

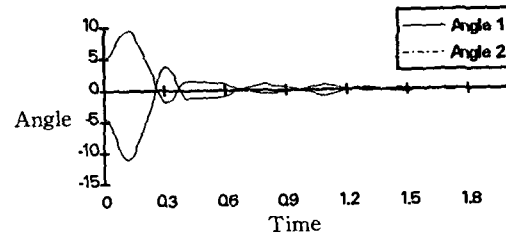


Fig. 10 Response of system with fuzzy learning controller ($m_1 = 1.1 \text{ kg}, m_2 = 0.9 \text{ kg}$)

하기 어려운 시스템에 대하여 본 연구에서 제안한 방법으로 학습률을 결정했을 경우에 좋은 수렴성을 보장한다고 할 수 있다. 그리고 시행착오를 거쳐서 학습률을 결정할 경우 응답이 수렴하기 까지 많은 시간이 요구될 수 있음을 알 수 있다.

둘째, 퍼지학습 제어기와 선형 제어기의 성능 비

교를 위하여 시스템 변수의 불확실성에 대한 성능 비교를 하였다. 시스템 불확실성을 나타내는 인자로서 각 링크의 질량에 대하여 변화를 주었다. 먼저 $m_1=1\text{ kg}$, m_2 는 10% 줄인 0.9 kg 으로 하였다. Figs. 7, 8에서 볼 수 있듯이 선형 제어기는 진동이 심한데 비해 퍼지학습 제어기는 진동이 거의 없이 수렴하는 좋은 응답을 보여주고 있다. 또한 m_1 과 m_2 를 각각 10% 늘이고 줄인 $m_1=1.1\text{ kg}$, $m_2=0.9\text{ kg}$ 에 대해서도 모의 실험을 해 보았다. 이 경우 선형 제어기의 결과는 시스템이 발산하였다. 그러나 퍼지학습 제어기의 경우 수렴함을 볼 수 있었다. (Figs. 9, 10)

5. 실험결과

5.1 실험장치의 구성

본 연구에서는 퍼지학습 제어기의 실제의 구현을 위해 실험을 수행하였다. 극예 로봇의 사양(각 링크의 길이, 질량)은 모의 실험에서 결정한 것과 동일하다. 실험장치의 구성은 Fig. 2과 같은 구조로 하였으며 컴퓨터는 많은 계산량을 빠른 시간내에 소화할 수 있어야 하므로 IBM-PC 486 DX2를

이용하여 샘플링 시간을 2ms로 하였다. 구동부의 DC서보모터는 20.3W급의 1:50의 감속비를 갖는 하모닉 드라이브를 사용하였다. 모터 드라이브는 금성기전사의 FDD-102PA를 이용하였고, 모터 드라이브와 컴퓨터간의 인터페이스용 D/A 변환기 칩은 DAC80D-CBI-V를 이용하였으며, 엔코더용 카운터 칩은 LS7166이라는 엔코더 전용 24 Bit 카운터 칩을 이용하였다. 링크의 재질은 알루미늄 60계열을 사용하였으며 극예 로봇이 쓰러질 때 시스템의 파손을 방지하기 위하여 양옆에 보호대를 설치하였다. 실험장치의 외양은 Fig. 11에 나타나 있다. 본 실험에서 링크의 무게를 최소화하기 위하여 폭과 두께를 필요한 만큼만 가공하였기 때문에 링크의 탄력성이 좋아 모델화작업시 고려하지 않았던 앞뒤로의 흔들림이 발생하였고, 하모닉 드라이브 자체가 가지는 마찰로 인하여 두번째 연결부에서 마찰이 존재하였다. 따라서 실험을 진행할 때 이러한 요인(앞뒤로의 흔들림, 마찰)들을 모델의 불확실성과 외란으로 간주하여 학습시켰다.

5.2 퍼지학습 제어기와 다른 제어기와의 응답 특성 비교

본 실험에서는 퍼지학습 제어기와의 응답특성을 서로 비교하였는데 하모닉 드라이브의 마찰력을 보상해주었을 때와 그렇지 않았을 때의 응답특성을 비교하였다. 비교 대상 제어기는 최적 제어기(optimal controller, LQR)와 극점배치법(pole-placement method)에 의한 선형 제어기이다. 두 제어기 모두가 선형 제어기로서 시스템에 대한 모델이 정확해야 좋은 응답을 발휘할 수 있는 제어기이다. 즉, 대상 시스템에 대하여 정확한 정보가 있어야 함을 의미한다. 여기서 이 두 제어기와 퍼지학습 제어기와의 비교하고자 하는 관점은 5.1절에서 언급한 바와같이 모델화되지 않은 앞, 뒤로의 흔들림과 모터의 마찰력에 대한 것이다.

5.2.1 최적 제어기의 설계 사양

최적 제어기(LQR)의 설계시 가중치행렬(weighting matrix) Q, R 은 다음과 같이 결정하였다.

$$Q = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0.01 \end{bmatrix}, R = 0.1 \quad (12)$$

이에 따른 최적 게인값은 다음과 같이 얻을 수 있다.

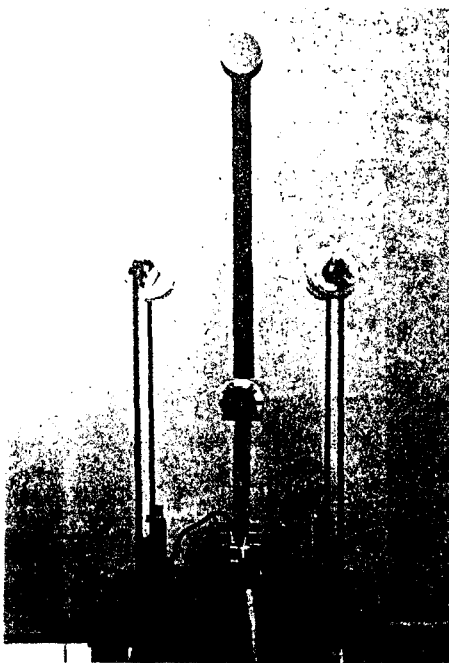


Fig. 11 Outline of acrobatic robot

$$K = [-78.0 \ -84.8 \ -15.3 \ -21.2]^T \quad (13)$$

5.2.2 마찰력 보상

제어기들간의 응답 특성을 비교할 때 마찰력 보상이라는 말이 나오는데 마찰력 보상이라는 뜻은 하모닉 드라이브가 갖고 있는 마찰력에 대한 보상을 의미한다. 이 마찰력 값은 실험적으로 구하였다. (Fig. 12) 마찰력값이 데드존(dead zone)을 포함하고 있어서 이 영역에 대한 보상은 다음과 같은 보상식을 적용하였다.

```

IF Input_torque > 0
then Input_torque = Input_torque + Friction
IF Input_torque < 0
then Input_torque = Input_torque - Friction (14)
    
```

5.2.3 응답특성 비교

Fig. 13부터 Fig. 17까지는 퍼지학습 제어기와 다른 제어기(선형 제어기)를 이용하였을 경우와 응답 특성을 비교한 것이다. 선형 제어기를 적용했을 때 마찰력에 대한 보상을 해주면 응답특성이 좋게 나타남을 볼 수 있다. 그러나 사실, 이 마찰이라는 것은 모델화되지 않은 동특성으로서 우리가 잘 알

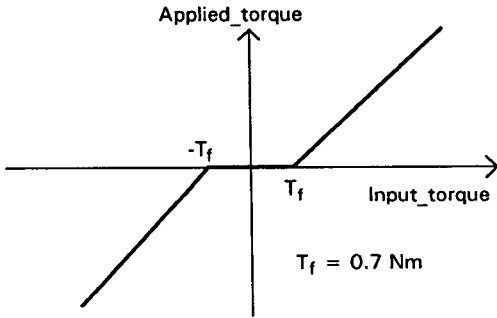


Fig. 12 Friction of harmonic drive

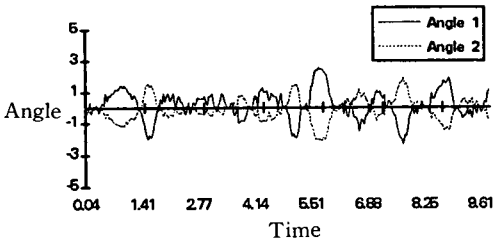


Fig. 13 Response of system with fuzzy learning controller

지 못하는 부분이라고 할 수 있다. 따라서 마찰에 대한 보상을 해주지 않은 응답이 실제의 응답이라고 할 수 있다. 이 경우 퍼지학습 제어기의 성능보다 조금 못함을 알 수 있다. 즉, 퍼지학습 제어기는 학습을 통하여 이러한 모델화되지 않은 동특성이나 불확실성에 대한 보상이 이루어짐을 알 수 있다.

또한 응답특성이 계속해서 진동하는 이유는 고려하지 않았던 앞, 뒤로 진동과 마찰력 보상값이 일정치 않고 시간의 흐름에 따라 조금씩 변하기 때문으로 생각되어 진다.

5.3 외부의 외란에 대한 강인성

또한 Fig. 18에서는 외란이 존재할 경우를 나타

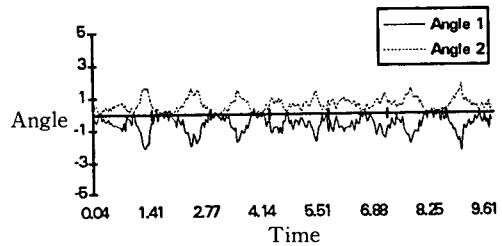


Fig. 14 Response of system with LOQ controller (friction compensated)

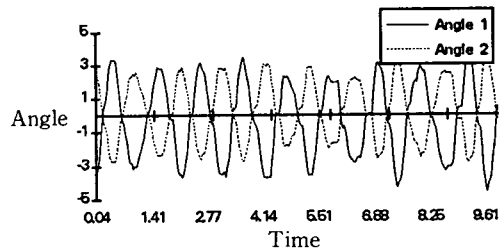


Fig. 15 Response of system with LOQ controller (no friction compensated)

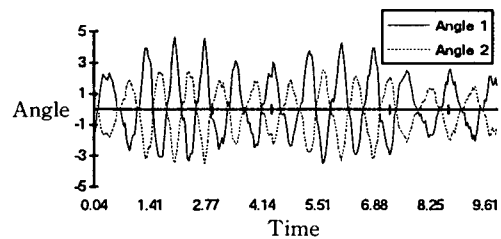


Fig. 16 Response of system with pole-placement method (friction compensated)

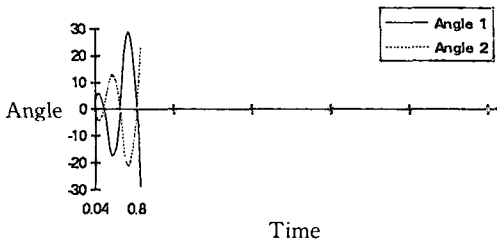


Fig. 17 Response of system with pole-placement method (no-friction compensated)

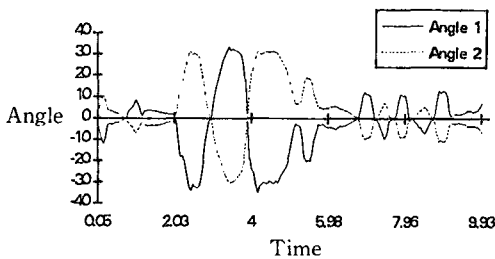


Fig. 18 Response of system with fuzzy learning controller (with disturbance)

낸 것으로 2초에서 질량 m_2 에 충격을 가했다. 이때 두 링크의 각도가 30도 이상 넘어서면서도 6초 정도가 지나면서 다시 수렴함을 볼 수 있다. 즉, 외란에 대한 강인함이 나타난다.

6. 결 론

(1) 비선형 다중 입출력(MIMO) 시스템에 대해서 퍼지학습 제어를 위한 제어입력의 변화량을 결정하는데 있어서 입력-출력간의 관계(자코비안)를 구하지 않고 시스템을 선형화시켜 구한 상태 피드백 게인(state feedback gain)을 이용하는 방법을 제안하였다.

(2) 또한 이를 모의실험을 통하여 새로 제안한 학습방법으로 결정된 학습률로 학습을 시켰을 경우와 그 값을 조금 변화시킨 학습률로 학습을 시킨 경우를 서로 비교하여 제안한 방법으로 학습시킨 경우 시스템의 응답이 수렴함을 보장하였으며, 이 방법을 이용한 퍼지학습 제어기와 선형 제어기와 비교하였다. 또한 시스템 변수값의 변화가 없을 때와 있을 때를 비교하여 퍼지학습 제어기가 선형 제어기의 성능보다 우수함을 확인하였다.

(3) 또한 실험을 통하여 퍼지학습 제어기를 구현

해 보았으며, 최적 제어기(LQR)와 극점배치법에 의한 선형 제어기들과 서로 성능을 비교하여 본 결과 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

(4) 위의 모의실험과 실제 실험을 통하여 퍼지학습 제어기가 모델화되지 않은 동특성, 시스템 변수의 불확실성 등에 대처하는 능력이 우수함을 알 수 있었다.

참고문헌

- (1) Chung, B. M. and Oh, J. H., 1993, "Control of Dynamic Systems Using Fuzzy Learning Algorithm," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 59, No. 1, pp. 1~14.
- (2) Lee, C. C., 1990, "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller Part 1, Part 2," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, Vol. 20, pp. 404~435.
- (3) Procyk, T. J. and Mamdani, E. H., 1979, "A Linguistic Self-Organizing Process Controller," *Automatica*, Vol. 15, No. 1, pp. 15~30.
- (4) Astrom, K. J. and Wittenmark, B., 1989, *Adaptive Control*, Addition-Wesley, pp. 110~111.
- (5) Hauser, J. and Murray, R. M., 1990, "Non-linear Controllers for Non-integrable Systems: The Acrobot example," *American Control Conference*, pp. 669~671.
- (6) Barto, A. G., Sutton, R. S. and Anderson, C. W., 1983, "Neuronlike Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problems," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, Vol. 13, No. 5, pp. 834~846.
- (7) Anderson, C. W., 1988, "Learning to Control an inverted Pendulum Using Neural Networks," *American Control Conf.(ACC)*, Atlanta, Georgia, June 15~17.
- (8) Jordan, M., Jacobs, R. A., "Learning to Control an Unstable System with Forward Modeling."
- (9) Berenji, H. R., Khedkar, P., 1992, "Learning and Tuning Fuzzy Logic Controllers Through Reinforcements," *IEEE Trans. on NEURAL NETWORKS*, Vol. 3, No. 5, pp. 724~740.
- (10) Lee, C. C., 1990, "Intelligent Control Based on Fuzzy Logic and Neural Net Theory," *Proceed.*

- ings of the Int. Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks*, Lizuka, Japan, July, pp. 759~764.
- (11) Nomura, H., Hayashi, I. and Wakami, N., 1992, "A Learning Method of Fuzzy Inference Rules by Descent Method," *IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 203~210.