

신경망을 이용한 퍼지 하이퍼큐브의 적응 학습방법

An Adaptive Learning Method of Fuzzy Hypercubes using a Neural Network

제 갈 옥*, 최 병 결*, 민 석 기*, 강 훈**

Uk Jae-Kal*, Byung-Keol Choi*, Suk-Ki Min*, Hoon Kang**

※본 논문은 한국학술진흥재단 93년도 자유공모과제의 연구비 지원에 의한 결과임.

요 약

본 논문의 목적은 신경망을 이용한 퍼지 하이퍼큐브의 적응 학습 제어알고리즘의 개발이다. 퍼지 시스템 규칙 베이스 후건부의 실시간적인 수정, 초기 퍼지 제어규칙의 일시적인 안정성을 가정하여 퍼지제어기와 신경망의 장점만을 살린 지능형 제어시스템의 설계방법을 제안하였다. 퍼지 제어기로는 실현 가능한 퍼지 하이퍼큐브의 구조를 선택하였고, 퍼셉트론 신경망의 학습법칙을 적용하여 출력오차로써 퍼지 제어기의 규칙을 실시간적으로 수정해 나가는 방법을 사용하였다. 결과적으로 적응 퍼지-뉴로 제어시스템을 Cart-Pole 제어에 응용함으로써 이러한 지능형 제어기의 유효성과 강인성을 보였다.

ABSTRACT

The objective of this paper is to develop an adaptive learning method for fuzzy hypercubes using a neural network. An intelligent control system is proposed by exploiting only the merits of a fuzzy logic controller and a neural network, assuming that we can modify in real time the consequential parts of the rulebase with adaptive learning, and that initial fuzzy control rules are established in a temporarily stable region. We choose the structure of fuzzy hypercubes for the fuzzy controller, and utilize the Perceptron learning rule in order to update the fuzzy control rules on-line with the output errors. As a result, the effectiveness and the robustness of this intelligent controller are shown with application of the proposed adaptive fuzzy-neuro controller to control of the cart-pole system.

I. 서 론

최근 퍼지 시스템은 학계나 산업계에 큰 활력을 불어넣고 있으며, 무엇보다도 인간에게 친숙한 지능형 시스템이라는 평을 받고 있다. 이러한 퍼지 시스템의 시초는 1960년대 미국의 L. A. Zadeh 교수의 퍼지 집합이론에서 시작되며[1], 현재는 반도체기술과 컴퓨터

*중앙대학교 공과대학 제어계측공학과 석사과정

**중앙대학교 공과대학 제어계측공학과 부교수

기술의 발전과 함께 퍼지 가전제품 및 퍼지 산업기기의 현실화로 우리의 주변에 이미 퍼져 있고, 앞으로 도 첨단 기술로서 계속 발전하여 퍼지 시스템의 시장 규모가 연간 76%의 성장이 있을 것으로 예측된다[2]. 신경망의 사촌격인 이 퍼지 시스템은 그 특성이 인간의 불확실한 언어적이고 정성적인 개념을 정량적인 소속함수의 수치 $\{\mu_A(x): x \in R, 0 \leq \mu_A \leq 1\}$ 로 나타내어 메모리에 저장되며, 신경망의 연결고리와 유사한 구조를 가지고 불확실성에 대처한다. 단지, 신경망은 다양하고 강인한 학습능력과 하드웨어적으로 복잡한 연산메카니즘을 가지고 있으며, 퍼지 시스템은 그 강인하고 간단한 추론능력에 비해 복잡한 학습 알고리즘 또는 발전적인 규칙설계등을 수반해야 하는 장단점을 가지고 있다[3].

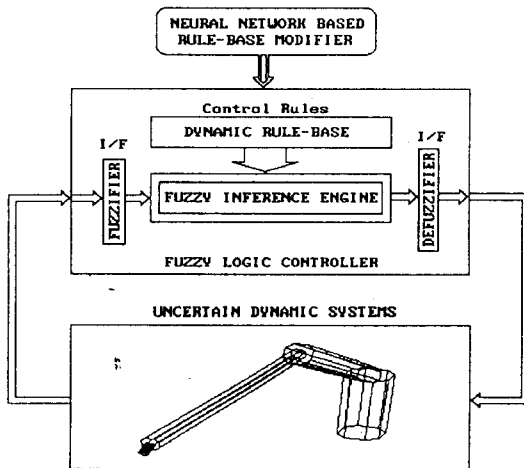


그림 1. 적응 퍼지-뉴로 제어시스템의 구조

본 논문의 목적은 이러한 퍼지 시스템에 신경망을 이용하여 적응능력을 부여하고 제어 시스템에 적용하여, 퍼지 제어시스템으로 하여금 프로세스의 파라미터가 변하더라도 실시간으로 적응하고 퍼지 제어 규칙을 변화시켜서 동시에 얻은 추론 결과로 제어할 수 있는 적응 퍼지-뉴로 제어기를 설계하는 데 있다. 그림 1에 제안된 적응 퍼지-뉴로 시스템의 블록다이어그램이 나타나 있다. 여기서 적응능력은 학습능력과 구별되는데 그 차이점은, 첫째, 실시간적 변화를 보상하는 개념이고, 둘째, 초기 퍼지 제어규칙의 일시

적인 안정성이다[4]; 즉, 일반적으로 학습능력은 그 자료가 방대할 경우, 실시간 제어가 불가능하므로 적은 자료를 사용하여 국부적으로 빠른 학습기능을 갖는 퍼지 제어가 필요하다. 그리고, 초기에 안정된 영역에서 시스템이 동작하도록 하기 위해 초기 퍼지 제어 규칙이 필요하며, 이는 불안정하다라도 근사적인 규칙이면 된다. 따라서, 본 논문에서는 퍼지 제어규칙의 전건부는 이미 알고있고, 후건부의 퍼지 소속함수를 변화시키는 것과 근사적인 초기 퍼지 제어규칙의 존재를 가정한다. 우선, 퍼지 제어기는 이산적 시스템을 선택하였고, 적용을 위한 신경망은 간단한 단일 층의 퍼셉트론을 사용하였다. 이 신경망의 하층치가 곧 퍼지 제어규칙의 후건부의 파라미터가 된다. 그리고, 이러한 적응 퍼지-뉴로 제어기를 Cart-Pole 제어에 응용하였다.

II. 적응 퍼지-뉴로 제어기의 구조 및 설계

II-1. 퍼지 하이퍼큐브의 수학적 배경: 정의 및 정리

퍼지 제어기는 규칙베이스, 퍼지추론기, 퍼지화기 및 비퍼지화기의 4 가지 구성요소로 이루어져 있다[5] (그림 1 참조): 여기서, 적응성이 요구되는 부분은 규칙베이스로서 동적 규칙베이스를 사용한다. 위의 퍼지 제어기를 실현하기 위해 “퍼지 하이퍼큐브(Fuzzy Hypercube)”[6, 7]이라고 정의된 다층 다변수 입출력의 퍼지 시스템을 선택한다. 퍼지 하이퍼큐브는 이산적 구조의 퍼지 연상 메모리(FAM, [8])의 일종이라고 할 수 있으나, 그 메모리구조가 특수하여 최소의 저장용량으로 최대의 추론 효율을 낼 수 있는 확장된 기능을 가지고 있다. 퍼지 하이퍼큐브의 구조는 그림 2에 나타나 있고 [6, 7]에 정의되어 있다. 입출력 관계에서 살펴보면, 자극 또는 전건부에 해당하는 입력 퍼지 벡터 A_1, A_2, \dots 와, 반응 혹은 후건부에 해당하는 출력 퍼지 벡터 B_1, B_2, \dots 로 표시할 수 있다. 이러한 대응관계를 규칙으로서 표시할 수 있으며, IF (전건부) THEN (후건부)의 연계적 규칙을 사용하는 것이 보통이다[9, 10]. A_i, B_j 가 각각 i 번째 규칙의 전건부와 후건부라면,

$$\begin{aligned}
 &IF A_1 THEN B_1 && or \\
 &IF A_2 THEN B_2 && or \\
 &\dots && \dots
 \end{aligned}$$

등의 규칙으로써 하나의 지식 베이스(Knowledge Base)를 만들게 된다. 여기서, 하나의 규칙에 대한 퍼지 Hebbian 학습은 소단위 퍼지 하이퍼큐브를 M_i 이라 하고 \otimes 와 \oplus 를 각각 최소, 최대 연산자라고 할 때,

$$M_i = A_i \otimes B_i$$

이 된다. 주의할 점은 \otimes 는 직교성 연산자이고, \oplus 는 해당 차원의 각각의 원소에 작용하는 연산자이다. n 개의 규칙들에 대해서는 "or" 연결부로 구성되어 있으므로, 퍼지 하이퍼큐브 M 은

$$M = \oplus_{i=1}^n \{A_i \otimes B_i\}$$

로 표시할 수 있다. 이 경우는 FAM의 학습과 동일하며[6, 8], 일반적으로 m 개의 입력변수와 p 개의 출력변수일 경우 퍼지 하이퍼큐브는 $(m+p)$ 차원의 구조를 갖게 된다. 즉, 예를 들어 입력이 3개, 출력이 2개인 퍼지 하이퍼큐브는 다음의 5차원의 M 을 구성한다:

$$M = \oplus_{i=1}^n \{(A_i^1 \otimes A_i^2 \otimes A_i^3) \otimes (B_i^1 \otimes B_i^2)\}$$

여기서, A_i^j 는 i 번째 규칙의 j 번째 퍼지 입력변수를, B_i^k 는 i 번째 규칙의 k 번째 퍼지 출력변수를 나타낸다[6]. 위의 저장식은 순환적으로

$$M_i = M_{i-1} \oplus \{(A_i^1 \otimes A_i^2 \otimes A_i^3) \otimes (B_i^1 \otimes B_i^2)\}$$

로 표시할 수 있다.

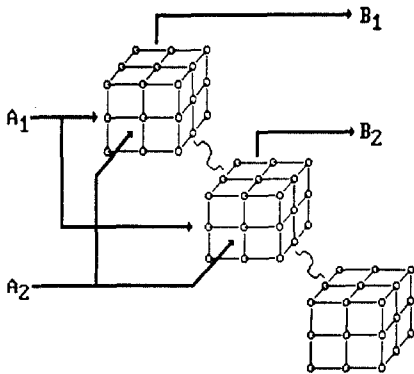


그림 2. 퍼지 하이퍼큐브의 구조

다음은 본 논문에서 사용된 여러가지 수학적 정의와 이를 기초로 한 수학적 정리를 요약하였다.

정의 1:(퍼지원도우함수)

임의의 변수 x 의 정의구역을 X 라고 하자. "퍼지원도우함수 $F_{\Delta\alpha}$ "는 유일한 역함수 $F_{\Delta\alpha}^{-1} = D_{\Delta\alpha}$ 를 갖는 MAPPING $F_{\Delta\alpha}: X \rightarrow X \times [0, 1]$ 으로 정의된다. 퍼지원도우함수는 일종의 퍼지화함수이며 연속적인 변수와 이산적인 변수에 대해 각각 다음과 같이 정의된다:

(가) $F_{\Delta\alpha}$: 연속적인 UNIVERSE OF DISCOURSE의 경우 ($X=R$: 실수집합)

① SINGLETON: SINGLETON $\alpha \in X$ 는 다음의 특성함수 퍼지 SINGLETON $c_\alpha(x)$ 로 표시할 수 있다.

$$c_\alpha(x) = \begin{cases} 1 & (x = \alpha) \\ 0 & (x \neq \alpha) \end{cases}$$

퍼지원도우함수는

$$F_{\Delta\alpha}: \alpha \in X \rightarrow \mu_\alpha(x) = \begin{cases} (x-\alpha)/\Delta\alpha + 1 & (\alpha - \Delta\alpha \leq x \leq \alpha) \\ (\alpha-x)/\Delta\alpha + 1 & (\alpha \leq x \leq \alpha + \Delta\alpha) \\ 0 & (\text{elsewhere}) \end{cases} \quad (1)$$

로 정의된다. $c_\alpha(x)$ 와 $\mu_\alpha(x)$ 는 그림 3에 보였다. 여기서, $\mu_\alpha(x)$ 는 그림 3의 삼각함수외에 여러가지 함수를 사용할 수 있는 융통성이 있다.

② 구간집합: 구간집합 $A = [\alpha_1, \alpha_2] \subseteq X$ 의 경우 $\alpha \in X$ 에 대해 특성함수 $c_\alpha(A)$ 는

$$c_\alpha(A) = \max_{\alpha} \{c_\alpha(x) | \alpha \in A, x \in X\}$$

로 나타내며, BINARY 집합 A 에 대한 퍼지원도우함수는

$$F_{\Delta\alpha}: A \subseteq X \rightarrow \mu_\alpha(A) = \max_{\alpha} \{ \mu_\alpha(x) | \alpha \in A, x \in X \} \quad (2)$$

로 정의한다.

퍼지 하이퍼큐브는 학습시 그 메모리 내에 저장될

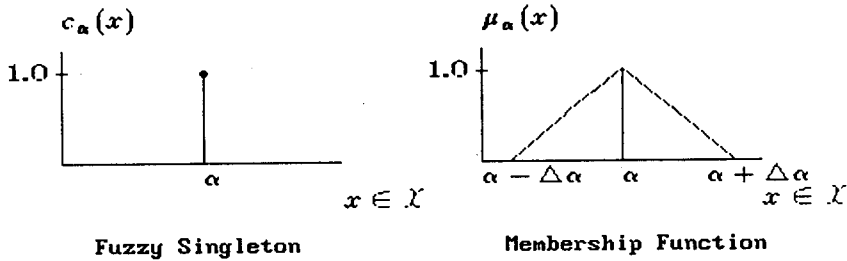


그림 3. 퍼지 SINGLETON과 소속함수

자료에 대해 퍼지원도우함수를 사용할 수 있다.

(나) $F_{\Delta\alpha}$: 이산적인 UNIVERSE OF DISCOURSE의 경우 ($X=N$: 정수집합)

이산적인 정의구역을 UNIVERSE OF DISCOURSE로 하는 경우, $\Delta\alpha$ 는 정수가 되며 양자화된 정의구역의 각 원소인 정수는 실변수구간의 대표값을 나타낸다고 가정한다. 퍼지원도우함수는

$$F_{\Delta\alpha}: i_\alpha \in X \rightarrow \mu_\alpha[i] = \begin{cases} (i-i_\alpha)/\Delta\alpha + 1 & (i_\alpha - \Delta\alpha \leq i \leq i_\alpha) \\ (i_\alpha - i)/\Delta\alpha + 1 & (i_\alpha \leq i \leq i_\alpha + \Delta\alpha) \\ 0 & (\text{elsewhere}) \end{cases} \quad (3)$$

로 정의된다. 실제적인 적용을 위해서는 이산적인 퍼지원도우함수를 이용하는 것이 바람직하다. $F_{\Delta\alpha}$ 의 역함수인 $F_{\Delta\alpha}^{-1}$ 는 MAXIMUM CRITERION을 따라

$$F_{\Delta\alpha}^{-1}: \mu_\alpha[i] \rightarrow i_\alpha \quad (\text{여기서, } \mu_\alpha[i_\alpha] = \max_x \mu_\alpha[i] = 1 \text{ 이다}) \quad (4)$$

로 정의한다. □

2개의 입력변수 x, y 와 1개의 출력변수 z 를 갖는 퍼지시스템을 P^F 라고 정의하고 퍼지규칙의 갯수를 m 개라고 하자. 이 퍼지시스템 P^F 의 n 번째 규칙은

IF (x is L_1) & (y is L_2) THEN (z is L_3)

과 같이 표시할 수 있다. 여기서, $L_1 \sim L_3$ 는 각각 $x \sim z$

의 언어변수항이다. 이제 후건부에서의 명제 (z is L_3)는 퍼지변수 z 에 대해서 연속적인 경우 무한의 언어변수중의 하나이고, 이산적인 경우 유한의 언어변수중의 하나가 된다.

정의 2:(퍼지 하이퍼큐브)

“퍼지 하이퍼큐브 P^F ”는 퍼지 CARTESIAN PRODUCT로 정의된 원소를 갖는 퍼지시스템이다. 퍼지큐브의 경우 P^F 의 $\{i, j, k\}$ 원소는 n 번째 퍼지 규칙에 대하여

$$P_n^F[i, j, k] = \mu_\alpha[i] \otimes \mu_\beta[j] \otimes \mu_\gamma[k] \quad (5)$$

로 정의 되며, \otimes 는 T-Norm의 일종인 직교성 MINIMUM 연산자이다. 여러개의 퍼지 규칙에 대한 퍼지 큐브는

$$P^F[i, j, k] = \oplus_{n=1}^m P_n^F[i, j, k] \quad (6)$$

이며, \oplus 는 각 원소에 적용되는 T-Conorm 또는 퍼지합집합 연산자이다. 보다 간단한 표시방법으로 i 번째 퍼지 규칙 또는 퍼지 CLUSTER 집합 $\{\mu_\alpha^i, \mu_\beta^i, \mu_\gamma^i\}$ 을 사용하여 퍼지 하이퍼큐브의 학습식은 다음과 같다:

$$P^F = \oplus_i \{ \mu_\alpha^i \otimes \mu_\beta^i \otimes \mu_\gamma^i \} \quad (7)$$

□

정리 1:(퍼지 하이퍼큐브의 추론)

퍼지 하이퍼큐브의 COMPOSITIONAL RULE OF INFERENCE는 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다:

즉, 임의의 퍼지 입력 $\mu_\alpha^*, \mu_\beta^*$ 에 대하여 퍼지 출력 μ_γ^* 는

$$\mu_{\beta}^* = P^F \circ (\mu_{\alpha}^* \otimes \mu_{\beta}^*) = \oplus_i \{ \mu_{\beta}^i \otimes (\mu_{\alpha}^i \circ \mu_{\alpha}^*) \otimes (\mu_{\beta}^i \otimes \mu_{\beta}^*) \} \quad (8)$$

로 나타낼 수 있다. 위의 경우는 전건부 2개, 후건부 1개일 경우이나 일반적으로 확장할 수 있다. □

정의 3:(퍼지 덧셈)

퍼지 덧셈 $\alpha (+)\beta$ 는 다음의 소속함수와 MAX-MIN 연산으로 정의된 퍼지연산자이다:

$$\mu_{\alpha(+)\beta}(z) = \oplus_{z=x+y} \{ \mu_{\alpha}(x) \otimes \mu_{\beta}(y) \} \quad (9)$$

정리 2:(MAX-MIN OPERATION의 퍼지 집합 항등식)

다음의 관계식은 퍼지 관계에서 항상 만족한다:

$$\mu_e = (\mu_e \otimes \mu_s) \circ \mu_s$$

즉, 다시 쓰면

$$\begin{aligned} \oplus_j \{ (\mu_e[i] \otimes \mu_s[j]) \otimes \mu_s[j] \} &= \oplus_j \{ (\mu_e[i] \otimes (\mu_s[j] \otimes \mu_s[j])) \} \\ &= \{ \mu_e[i] \otimes 1 \} \\ &= \mu_e[i] \end{aligned} \quad (10)$$

위의 항등식은 퍼지 하이퍼큐브의 추론에서 소속함수사이의 관계를 유도하는 데 필요하다. □

II-2. 퍼지 하이퍼큐브의 학습

하나의 입력과 하나의 지연소자를 포함하는 동특성을 갖는 비선형시스템을 퍼지 동적시스템으로 만들면, 다음과 같은 관계식을 만족한다:

* 퍼지 규칙:(DISJUNCTIVE PARALLEL RULES)

IF (x_k is L_1) & (u_k is L_2) THEN (y_k is L_3)

여기서, $y_k = x_{k+1}$ 이고 이는 다음 상태의 추정변수이다.

* 퍼지 하이퍼큐브 추론식:

$$\mu_y = P_k^F \circ (\mu_x \otimes \mu_u) \quad (11)$$

SUPERVISED LEARNING에 의한 학습오차를 ϵ_k 라고 하면,

$$\begin{aligned} \epsilon_k &= z_k - x_k \\ &= z_k - F_{\Delta x}^{-1}(\mu_x) \end{aligned} \quad (12)$$

로 정의되고, z_k 는 실제 시스템의 상태변수이며 $F_{\Delta x}^{-1}$ 는 (4)에서 정의된 퍼지원도우함수의 역함수이다. (k+1)번째 시간스텝에서의 학습오차는

$$\begin{aligned} \epsilon_{k+1} &= z_{k+1} - F_{\Delta x}^{-1}(\mu_y) \\ &= z_{k+1} - F_{\Delta x}^{-1}[P_k^F \circ (\mu_x \otimes \mu_u)] \end{aligned} \quad (13)$$

이다. 이제, 학습을 위한 LYAPUNOV 함수를 $E_k = \epsilon_k^T \epsilon_k / 2$ 로 정의하면, 시간에 따른 점근적 안정도를 보장하는 조건은 $\dot{E}_k < 0$ 이다. 자료처리의 주기가 ΔT 라면 $\dot{E}_k \simeq (\epsilon_{k+1} - \epsilon_k) / \Delta T$ 이다.

$$\begin{aligned} \dot{E}_k &= \epsilon_k^T (\epsilon_{k+1} - \epsilon_k) / \Delta T \\ &= \{ -\epsilon_k^T \epsilon_k + \epsilon_k^T (z_{k+1} - x_{k+1}) \} / \Delta T \end{aligned} \quad (14)$$

$\dot{E}_k < 0$ 를 위한 충분조건은 다음과 같다:

$$x_{k+1} = z_{k+1} + \epsilon_k \quad (15)$$

(15)식의 좌변은 (11)식에서

$$x_{k+1} = F_{\Delta x}^{-1}[P_k^F \circ (\mu_x \otimes \mu_u)] \quad (16)$$

이고, 우변은 (9)식의 퍼지 덧셈과 실제 시스템의 퍼지모델 P^F 를 이용하여

$$z_{k+1} + \epsilon_k = F_{\Delta x}^{-1}[P^F \circ (\mu_x \otimes \mu_u) (+) \mu_e] \quad (17)$$

로 나타낼 수 있다. (16)=(17)에서 양변에 퍼지원도우함수를 취하면

$$P_k^F \circ (\mu_x \otimes \mu_u) = P^F \circ (\mu_x \otimes \mu_u) (+) \mu_e \quad (18)$$

여기서, 정리 2의 (10)식의 퍼지 집합 항등식을 사용하면

$$\begin{aligned} \mu_e &= [\mu_e \otimes \mu_s] \circ \mu_s \\ &= [\mu_e \otimes (\mu_x \otimes \mu_u)] \circ (\mu_x \otimes \mu_u) \end{aligned} \quad (19)$$

(19)식을 (18)식에 대입하여 퍼지 분배법칙을 적용하면

$$P_k^F = P^F (+) [\mu_e \otimes (\mu_x \otimes \mu_u)] \quad (20)$$

을 얻는다. (20)식에서 P^F 는 CERTAINTY EQUIVALENCE PRINCIPLE에 의해 이전단계의 퍼지 하이퍼큐브로 근사화시킬 수 있다. 즉,

$$P_k^F = P_{k-1}^F (+) [\mu_e \otimes (\mu_x \otimes \mu_u)] \quad (21)$$

에 의해 퍼지 하이퍼큐브의 학습을 수행할 수 있으며 (21)식은 신경망의 학습식과 유사한 성질을 가지고 있다. 그러나, (21)식의 퍼지 덧셈은 순환적이므로 계속된 연산에 의해 퍼지 하이퍼큐브내의 퍼지집합들의 퍼지척도가 증가하여 퍼지윈도우함수의 불확실성이 증가한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 (22)식과 같이 퍼지 SINGLETON을 사용하여 퍼지학습의 순환식을 얻는다.

$$P_k^F = P_{k-1}^F (+) [c_e \otimes (c_x \otimes c_u)] \quad (22)$$

그림 4에 (11)식과 (22)식의 퍼지 하이퍼큐브의 파라미터 추정/학습을 보였다.

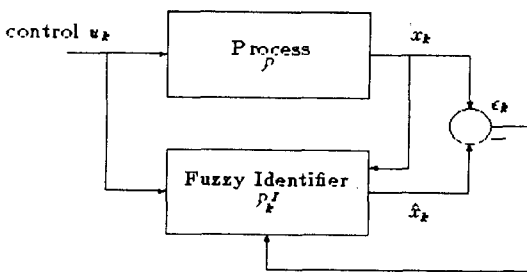


그림 4. 퍼지 하이퍼큐브의 학습

II -3. 퍼지 하이퍼큐브를 적용한 제어

보통의 제어시스템은 앞단계 또는 상위레벨의 경로 계획이나 시간 계획에 의한 기준입력신호가 필요하다. 따라서, 제어오차를

$$e_k = z_k^d - z_k \quad (23)$$

라고 정의하고, 제어 목적을 위한 LYAPUNOV 함수를 $V_k = e_k^T e_k / 2$ 라 정하면, 점근적 안정도를 위한 조건 $\dot{V}_k < 0$ 에서 다음과 같은 식을 얻는다:

$$\dot{V} = e_k^T (e_{k+1} - e_k) / \Delta T = (-e_k^T e_k + e_k^T e_{k+1}) / \Delta T < 0 \quad (24)$$

여기서, $e_{k+1} = z_{k+1}^d - z_{k+1}$ 이며, 새로운 보조변수 w_k 를

$$w_k = e_k + z_{k+1}^d \quad \mu_w = F_{\Delta w}(w_k) \quad (25)$$

로 정의하면, $\dot{V}_k < 0$ 를 위한 하나의 충분조건은

$$z_{k+1} = e_k + z_{k+1}^d = w_k \quad (26)$$

가 된다. 실제 시스템의 z_{k+1} 은 예측된 출력이므로 퍼지학습이 근사적으로 맞다면, (11)식과 $z_{k+1} \simeq x_{k+1} = y_k$ 에서 다음의 관계식을 얻을 수 있다:

$$\mu_w = P_k^F \circ (\mu_x \otimes \mu_u) = [\mu_w \otimes (\mu_x \otimes \mu_u)] \circ (\mu_x \otimes \mu_u) \quad (27)$$

위의 (27)식에서 정리 2의 퍼지 집합 항등식 (10)을 사용하면

$$P_k^F = (\mu_w \otimes \mu_x) \otimes \mu_u \quad (28)$$

를 얻을 수 있다. (28)식의 양변에 다시 MAX-MIN 연산을 써서

$$\begin{aligned} P_k^F \circ (\mu_w \otimes \mu_x) &= [(\mu_w \otimes \mu_x) \otimes \mu_u] \circ (\mu_w \otimes \mu_x) \\ &= \mu_u \end{aligned} \quad (29)$$

의 결과를 얻는다. 따라서 (29)식을 다시 쓰면, 퍼지 제어시스템의 식

$$\mu_u = P_k^F \circ (\mu_w \otimes \mu_x) \quad (30)$$

를 얻고, (30)식을 계산하여 비퍼지화 함수를 취하면 제어신호 u_k 를 구할 수 있다. 즉,

$$u_k = DEFUZZIFIER(\mu_u)$$

이고, (22)식의 경우와 마찬가지로 (30)식을 간단히 할 수가 있다.

$$\mu_u = P_k^F \circ (c_w \otimes c_x) \quad (31)$$

그림 5에 퍼지학습 및 퍼지제어를 포함하는 전체 시스템의 구조가 나타나 있다.

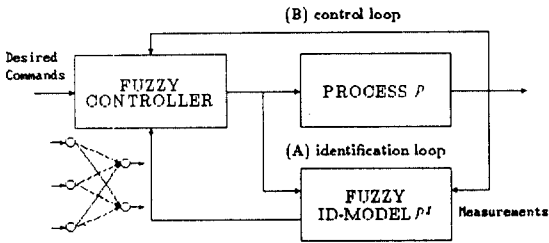


그림 5. 퍼지학습 및 퍼지제어 시스템의 구조

전체 시스템의 퍼지학습추정 및 퍼지추론제어의 알고리즘을 요약하면 다음과 같다:

LOOP (A)	퍼지학습 (FUZZY ID-MODEL)	
	$P_k^F = P_{k-1}^F (+) [c_x \otimes (c_x \otimes c_u)]$	(22)
	$\mu_v = P_k^F \circ (\mu_x \otimes \mu_u)$	(11)
LOOP (B)	퍼지제어 (FUZZY CONTROLLER)	
	$\mu_u = P_k^F \circ (c_w \otimes c_x)$	(31)

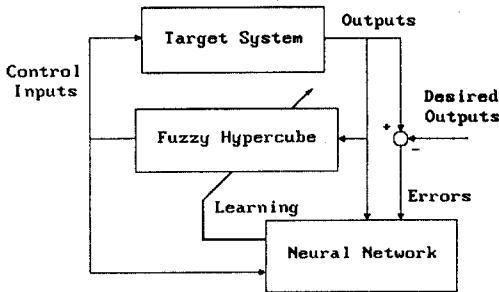


그림 6. 신경망을 이용한 퍼지 적용 제어시스템의 구조

II-4. 신경망을 이용한 퍼지 하이퍼큐브의 소속함수 파라미터 추정

본 논문은 그림 6에서와 같이 신경망을 사용하여, 퍼지 하이퍼큐브의 소속함수를 실시간에 구해내는 것이 목적이다. 따라서, 잡음이나 동적 파라미터의 변화 등의 불확실성이 있는 대상 시스템의 동적특성과 비선형 함수적 성질을 근사적으로 적용 학습할 수 있는 신경망의 학습 알고리즘을 찾아내는 것이 궁극적인 목표이다. 일반적인 형태로 i번째 규칙의 입출력 퍼지벡터를 나타내면,

$$A_i = [a_{i1}/x_1 \ a_{i2}/x_2 \ \dots \ a_{ik}/x_k], \quad B_i = [b_{i1}/y_1 \ b_{i2}/y_2 \ \dots \ b_{ii}/y_i] \quad (32)$$

이 된다. 여기서, a_{i1}, a_{i2}, \dots 와 b_{i1}, b_{i2}, \dots 의 파라미터를 구해내는 것이 문제이며, 이를 위해 신경망의 학습방법을 이용한다. 퍼지 제어시스템의 입출력을 각각 \bar{x} 와 \bar{y} 라고 정의하면, A 를 고정시키고 B 를 적용시키는 경우는 후건부의 소속함수 위치가 신경망의 하중치, 즉, $W = Y(B)$ 이며, 대상 시스템의 출력과 원하는 기준출력의 오차를 e 라고 정의할때, 신경망의 학습 방정식은

$$w_{ij}^{new} = w_{ij}^{old} + f(\bar{x}, \bar{y}, e) \quad (33)$$

이며, $f(\cdot, \cdot, \cdot)$ 은 Threshold Logic Unit(TLU)을 포함한 신경망의 Sum-Product 연산의 비선형식이고, w_{ij} 는 i번째 규칙의 j번째 후건부 소속함수의 위치, 즉 제어입력(퍼지제어기의 출력)의 대표적 수치이다. 실제로 w_{ij} 는 디지털 회로에 적합한 값으로 환산된다.

여기서, $\Delta w = f(\bar{x}, \bar{y}, e)$ 라고 정의하면,

$$\Delta w = \phi\{W \cdot g(\bar{x}, \bar{y}, e)\} \quad (34)$$

의 식으로 표현할 수 있으며[11], ϕ 는 TLU 함수, g 는 각 변수들의 벡터, W 는 오차를 최소화하는 성능지표를 만족하는 Matrix 로 신경망의 하중치 w_{ij} 를 그 원소로 한다. 그림 7에는 이러한 단일 층의 퍼셉트론 신경망의 구조가 나타나 있다. 신경망의 Correlation Matrix W 는 성능지표인 에너지에 해당되는, 다음의 Lyapunov 함수 E 를 최소로 하는 충분조건의 하중치

들로 이루어 진다:

$$E = \frac{1}{2} e^T P e \quad (35)$$

여기서, P 는 Positive Definite Matrix, e 는 각각의 오차를 벡터로 만든 전체의 오차이다. 에너지의 변화율인 $\Delta E < 0$ 를 만족하는 조건 W 를 구한다. 신경망을 이용한 퍼지 하이퍼큐브는 이러한 함수가 시간에 따라 변화하는 모습을 구할 수 있으며, 오차가 퍼지 하이퍼큐브의 적응력에 의해서 감소되는 것을 볼 수가 있다.

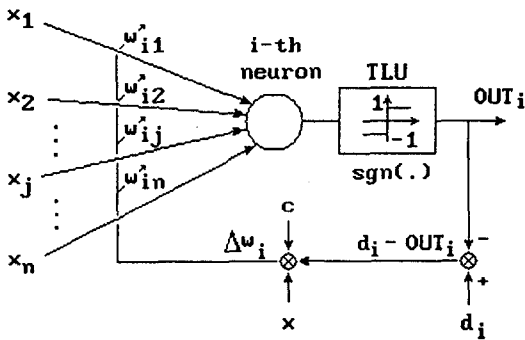


그림 7. 단일 층 Perceptron 신경망의 학습구조

III. 적응 퍼지-뉴로 제어기의 Cart-Pole 시스템에의 응용

III-1. Cart-Pole 시스템의 모델과 적응 퍼지-뉴로 제어기 설계

시뮬레이션의 대상으로 Cart-Pole을 선택하였다. Cart-Pole 제어는 고전적 제어이론의 대표적인 평가용 비선형 시스템으로 선택되어 왔고, 그림 8에 그 구조가 나타나 있다. 이 모델의 제어목적은 직선운동을 하는 베이스 차량위에 있는 견고한 Pole을 수직으로 세우는 것이며, 계속 그 상태를 유지하는 것이다. 적응 퍼지-뉴로 제어를 위한 Cart-Pole 시스템의 센서는 Pole의 각도와 각속도, 구동기는 베이스 차량을 좌우로 움직이는 데 필요한 전류 또는 토크-힘이다. 이 Cart-Pole 모델은 2개의 비선형 2차 미분방정식으로 나타낼 수 있고, 따라서 모의실험에 사용한 모델은 4개의 비선형 1차 미분방정식이 된다. Cart의 질량 m_c 는 5.0

Kg, Pole의 질량 m_p 는 1.0 Kg, 그리고 Pole의 길이 l_p 는 1.0 meter로 선택하였다. 다음은 Cart-Pole의 비선형 운동방정식이다:

$$\begin{aligned} f &= (m_c + m_p) \ddot{x} + m_p l_p \ddot{\theta} \cos \theta - m_p l_p \dot{\theta}^2 \sin \theta \\ 0 &= m_p l_p \ddot{\theta} + m_p \ddot{x} \cos \theta - m_p g \sin \theta \end{aligned} \quad (36)$$

여기서, f 는 Cart를 미는 힘, θ 는 Pole의 각도, x 는 Cart의 수평이동 거리이다.

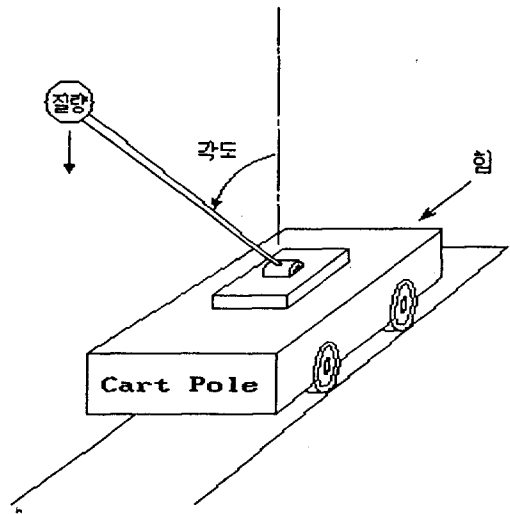


그림 8. Cart-Pole 시스템의 구조

모의실험은 Runge-Kutta 4차 적분 알고리즘을 사용하였고, 모델의 상태는 그 초기값을

$$\{\theta_0 = 5[\text{deg}], \dot{\theta}_0 = 0[\text{deg/sec}], x_0 = 0[\text{m}], \dot{x}_0 = 0[\text{m/sec}]\}$$

로 정하였다. 적응 퍼지-뉴로 제어기의 입력은 $\theta, \dot{\theta}$ 이고, 출력은 Cart를 구동하는 힘 f 이며, 각도 θ 와 각속도 $\dot{\theta}$ 의 Universe of Discourse는 35개로 이산적으로 나누어져 있고, 힘 f 역시 같은 방법으로 나누었다. $\theta, \dot{\theta}, f$ 의 퍼지벡터를 각각 A_1^i, A_2^i, B_i 라고 정의하면, 초기 퍼지 제어규칙은 25개로 A_1^i, A_2^i 전건부에 대해 각각 $\{NL, NS, ZE, PS, PL\}$ 의 고정된 소속함수가 할당된다. 여기서, NL = Negative Large, NS = Negative Small, ZE = Zero, PS = Positive Small, PL = Positive

Large이다. 후건부 역시 $\{NL, NS, ZE, PS, PL\}$ 의 5개의 동적 소속함수가 할당되어 신경망의 실시간 학습에 의해 좌우로 이동된다. 신경망은 단일 층의 Perceptron으로 구성되어 있고, 하중치의 변화가 곧 후건부 소속함수의 이동량을 나타낸다. 즉, i 번째 규칙 후건부 B_i 의 j 번째 소속함수가 이동한 변화량이다. Perceptron의 하중치는 다음과 같이 나타낼 수 있다:

$$\Delta w_{ij} = \Delta b_{ij} \leftarrow \text{후건부 변수의 변화량}$$

그리고, 퍼지 하이퍼큐브 제어기의 입력 인터페이스는 각도 θ 가 $-4(\text{deg}) \sim +4(\text{deg})$, 각속도가 $-40(\text{deg/sec}) \sim +40(\text{deg/sec})$ 의 영역으로 정의되어 있고, 가능한 제어기 출력 인터페이스는 힘 f 가 $-100(\text{Newtons}) \sim +100(\text{Newtons})$ 로 정의되어 있다.

III-2. 모의 실험 결과

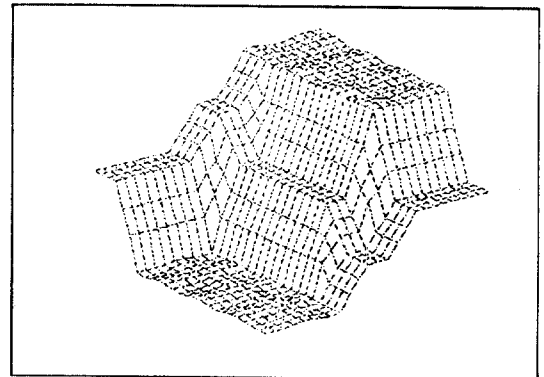
초기 퍼지 제어규칙은 전술한 바와 같이 25개로 구성되어 있고, Cart-Pole 시스템이 초기에만 안정하도록 근사적으로 설계되어 있다. 다음은 적용 퍼지-뉴로 제어기의 초기 규칙의 표이며, 이 경우 그림 9에 입력이 2개, 출력이 1개인 퍼지 하이퍼큐브의 입출력 함수 특성을 3차원 그래프로 나타내었다.

표 1. ANFC의 초기 Rule Base

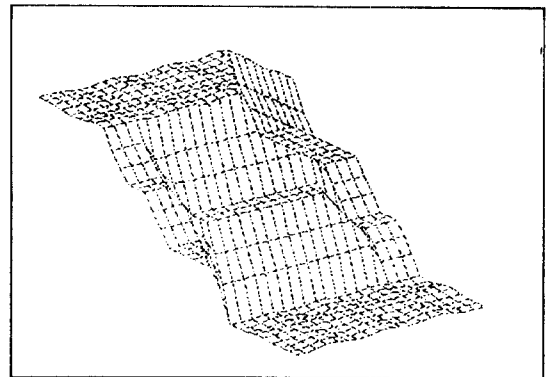
힘 f 소속함수		Pole의 각도 θ				
		NL	NS	ZE	PS	PL
Pole의 각속도	NL	NL	NL	NL	NS	ZE
	NS	NL	NL	NL	NS	ZE
	ZE	NS	ZE	ZE	ZE	PS
	PS	ZE	PS	PL	PL	PL
	PL	ZE	PS	PL	PL	PL

Pole의 초기각도는 5° 이며, 이산적 퍼지 시스템이므로, 정상상태에서 $-1^\circ \sim +1^\circ$ 의 진동을 하도록 되어 있다. 이 이유는 전건부와 후건부의 퍼지벡터 원소의 구간이 ZE라는 소속함수에 대하여 민감하지 못하기 때문이며, 이 정확도는 소속함수의 갯수를 증가시켜 줌으로써 또는 ZE의 소속함수를 Crisp하게 만들어 줌으로써 얼마든지 해결할 수가 있다. 그림 10에는 적용 뉴로-퍼지 제어를 사용했을 때의 최종단

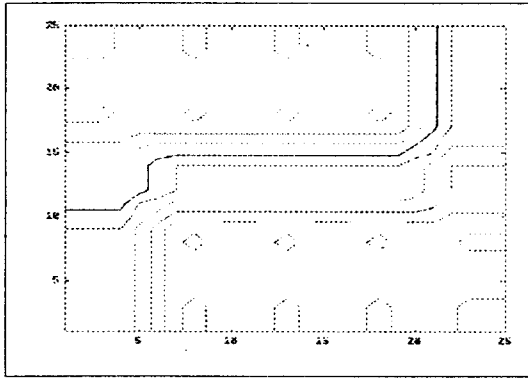
계, 즉 $t=5.0(\text{sec})$ 일 때의 변화된 퍼지규칙의 3차원 입출력 함수 특성을 보여주고 있다. 그림 11과 그림 12는 Cart-Pole 제어시스템의 출력특성을 보이며, 각각 (a)는 고정된 퍼지제어기(FLC)를 (b)는 적용 퍼지-뉴로 제어기(AFNC)를 사용했을 때의 각도와 각속도 출력을 비교한 결과이다. 그림 11은 그림 9의 각도변화 θ 를, 그림 14는 그림 12의 각도를 비교한 결과이다. 여기서, 그림 12와 그림 14는 $t=2.5(\text{sec})$ 일 때, Pole 끝에 질량 50 Kg의 물체를 올려 놓았을 경우의 결과이다. 프로세스의 파라미터가 변화하더라도 적용 퍼지-뉴로 제어를 사용했을 때, 보다 적응성이 뛰어나고, 보다 인간의 지능에 가깝다는 것을 알 수 있다. 또한, 그림 15에는 제어에 필요한 Cart를 미는 힘의 결과가 FLC와 AFNC에 대해 비교되어 있다. 여기서 볼 수 있듯이, AFNC에 필요한 에너지가 훨씬 덜 사용되었음을 알 수 있다.



(a)

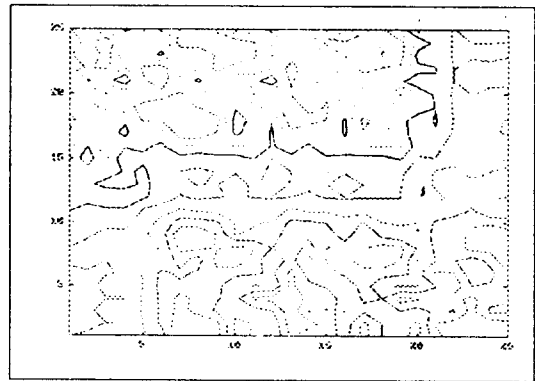


(b)



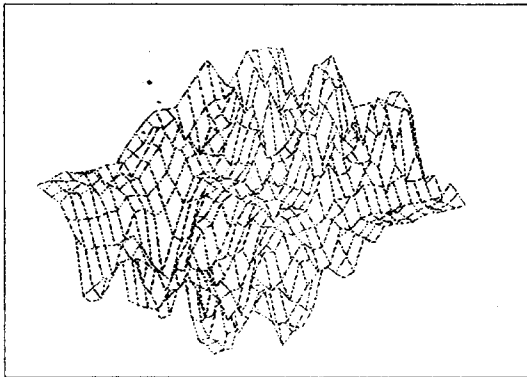
(c)

그림 9. 초기상태 퍼지규칙의 3차원 입출력 전달특성

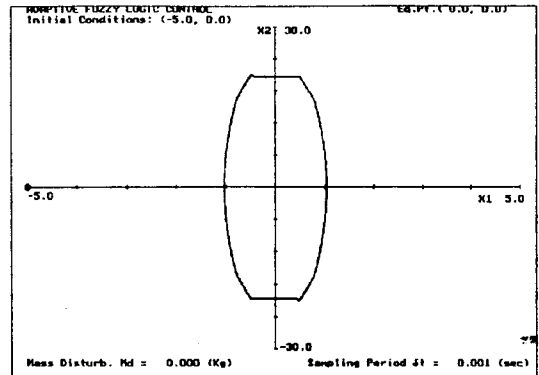


(c)

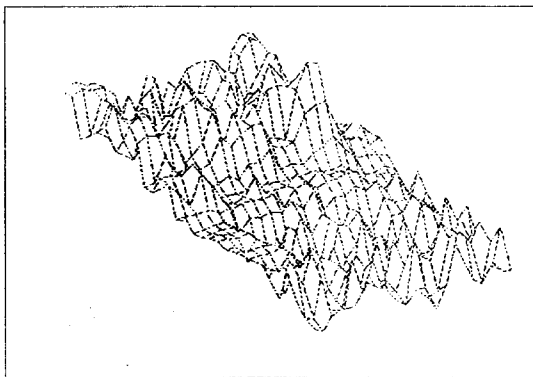
그림 10. 최종단계 퍼지규칙의 3차원 입출력 전달특성



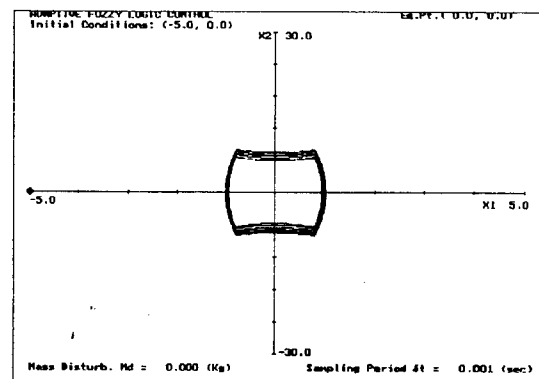
(a)



(a)고정된 규칙의 퍼지제어기(FLC)

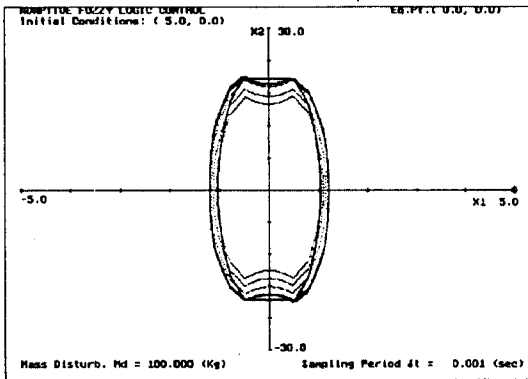


(b)

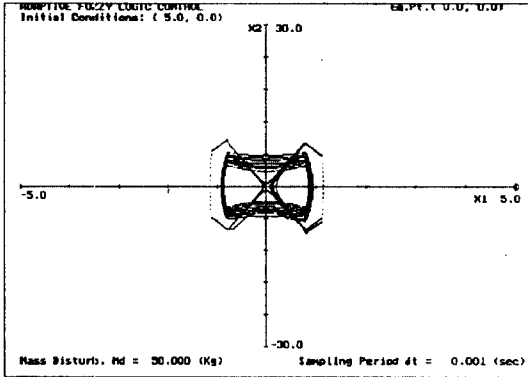


(b)뉴로-퍼지 제어기(ANFC)

그림 11. Cart-Pole 제어시스템의 Phase Portraits(FLC vs. ANFC)



(c) FLC



(d) ANFC

그림 12. Pole의 질량을 변화 시켰을 때의 Phase Portraits (1.0 Kg → 50.0 Kg)

IV. 결론

이상에서 우리는 신경망과 퍼지 하이퍼큐브를 함께 사용한 기법에 의해 시스템의 변화에 적응함과 동시에 출력오차를 더욱 감소시킬 수가 있었고, 특히 구동력에 필요한 에너지의 감소라는 부수적인 효과도 얻을 수 있었다. 적응 퍼지-뉴로 제어기는 미래의 지능형 첨단시스템을 겨냥한 퍼지-뉴로 산업기술에 필요한 요소이며, 높은 품질의 경쟁적인 제품을 개발해내는 데 중요하다고 생각된다. 이는 정보산업과 하드웨어의 발전과 더불어 고성능의 지능적 제품의 실현화를 앞당기는 데 한 일익을 담당할 것으로 본다.

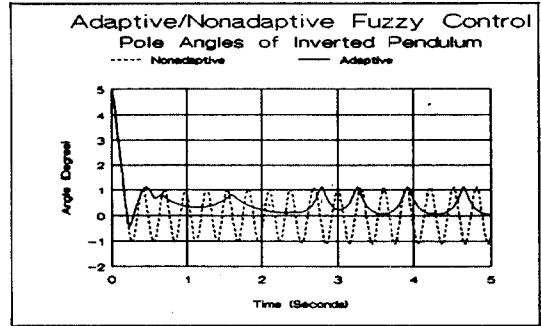


그림 13. Pole의 각도출력의 비교(Pole 질량=1 Kg)

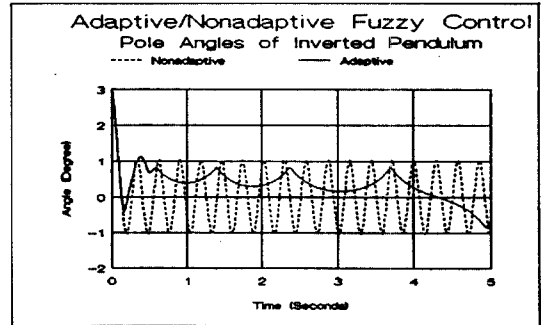


그림 14. Pole의 각도출력의 비교(Pole 질량 + 변화된 질량 = 1 Kg + 50 Kg)

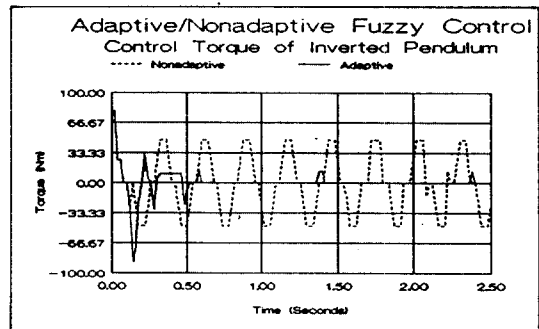
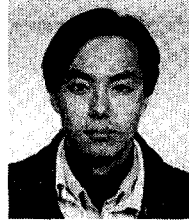


그림 15. Cart에 가해진 힘 f의 비교(Pole 질량=1 Kg)

참고 문헌

1. L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Information Control, vol. 8, pp. 338-353, 1965.

2. 월간 컴퓨터(Information Technology of the Computer Journal Society), "신경망, 퍼지로지 시장전망", 1993년 6월호
3. 강 훈, "Neuro-Fuzzy 제어", 1993년도 춘계 제어계측 연구회 학술강좌 요약집, pp. 31-65, May 22, 1993.
4. H. Kang and G. Vachtsevanos, "Adaptive Fuzzy Logic Control", in Proceedings of IEEE Conf. on Fuzzy Systems, (San Francisco, CA), vol. 1, pp. 407-414, Mar. 1992.
5. C. C. Lee, "Fuzzy Logic Control Systems:fuzzy logic controller-Part I, II", IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics, vol. SMC-20, pp. 404-435, Mar/Apr 1990.
6. H. Kang and G. Vachtsevanos, "Fuzzy Hypercubes :a Possibilistic Inference Paradigm", in Proceedings of IEEE Conf. on Fuzzy Systems, (San Diego, CA), vol. 1, pp. 553-560, Mar. 1992.
7. H. Kang and G. Vachtsevanos, "Fuzzy Hypercubes :Linguistic Learning/Reasoning Systems for Intelligent Control & Identification", Journal of Intelligent & Robotic Systems, vol. 7, pp. 215-232, 1993.
8. B. Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, Inc., 1992.
9. E. H. Mamdani, J. J. Ostergaard and E. Lembessis, "Use of Fuzzy Logic for Implementing Rule-based Control of Industrial Processes", *Advances in Fuzzy Sets, Possibility Theory, and Applications*, Plenum Press, pp. 307-323, 1983.
10. L. A. Zadeh, "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes", IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics, vol. SMC-3, pp. 28-44, Jan. 1973.
11. B. Widrow and M. A. Lehr, "30 Years of Adaptive Neural Networks:Perceptron, Madaline, and Backpropagation", Proceedings of IEEE, vol. 78, pp. 1415-1442, Sep. 1990.



제 갈 옥(Uk Jae-Kal) 준회원
 1972년 11월 15일
 1996년:중앙대학교 제어계측공학
 학과(학사)
 1996년~현재:중앙대학교 대학원
 제어계측학과 석
 사과정 재학중
 ※주관심분야:퍼지 및 신경망
 시스템, 카오스 이론

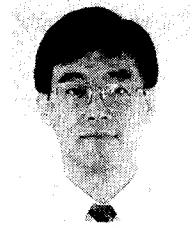


최 병 걸(Byung-Keol Choi) 준회원
 1970년 5월 12일생
 1996년:중앙대학교 제어계측공학
 학과(학사)
 1996년~현재:중앙대학교 대학원
 제어계측학과 석
 사과정 재학중
 ※주관심분야:퍼지 및 신경망 시
 스템, 유전자 알고리즘



민 석 기(Suk-Ki Min) 준회원
 1973년 8월 4일생
 1996년:중앙대학교 제어계측공학
 학과(학사)
 1996년~현재:중앙대학교 대학원
 제어계측학과 석
 사과정 재학중
 ※주관심분야:퍼지 및 신경망

시스템, 인공생명



강 훈(Hoon Kang) 종신회원
 1978년~1982년:서울대학교 공과
 대학 전자공학과 졸업(학사)
 1982년~1984년:서울대학교 공과
 대학 대학원 전자공학과
 졸업(석사)
 1985년~1989년:Georgia Institute
 of Technology 전기공학과
 졸업(박사)

1989년~1990년:Georgia Institute of Technology 전
 기공학과 Post-Doctor 과정수료
 1991년~1991년:Automation Concept and Systems,
 Inc. 연구원
 1990년~1992년:Georgia Institute of Technology
 MARC, 연구교수
 1992년~현재:중앙대학교 공과대학 전기전자제어공
 학부 부교수, 한국 퍼지 및 지능시스템
 학회 재무위원
 ※주관심분야:퍼지 및 신경망 시스템, 인공생명, 지
 능형 컴퓨터, 로보틱스 및 적응제어