

적응 퍼지-뉴로 제어기의 설계와 응용

°강경운*, 김용민*, 강훈**, 전홍태*

*중앙대학교 전자공학과, **중앙대학교 제어계측공학과

Design & Applications of Adaptive Fuzzy-Neuro Controllers

°Kyeng-Wuon Kang*, Yong-Min Kim*, Hoon Kang**, and Hong-Tae Jeon*

*Dept. of Electronics Engineering, Chung-Ang University

**Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Chung-Ang University

Abstract

In this paper, we focus upon the design and applications of adaptive fuzzy-neuro controllers. An intelligent control system is proposed by exploiting the merits of two paradigms, 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. And, 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. 서론

최근 퍼지 시스템은 學界나 産業界에 큰 活力을 불어넣고 있으며, 무엇보다도 인간에게 친숙한 지능형 시스템이라는 평을 받고 있다. 이러한 퍼지 시스템의 시초는 1960년대 미국의 L. A. Zadeh 교수의 퍼지 集合理論에서 시작되며[1], 현재는 반도체 기술과 컴퓨터 기술의 발전과 함께 퍼지 가전제품 및 퍼지 산업기기의 현실화로 우리의 주변에 이미 퍼져 있고, 앞으로도 尖端 技術로서 계속 발전하여 퍼지 시스템의 시장규모가 연간 76%의 성장이 있을

것으로 예측된다[2].

신경망의 사촌격인 이 퍼지 시스템은 그 특성이 인간의 불확실한 언어적이고 精誠의인 개념을 定量的인 소속함수의 수치 ($\mu_A(x): x \in R, 0 \leq \mu_A \leq 1$)로 나타내어 메모리에 저장되며, 신경망의 연결고리와 類似한 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 長短點을 가지고 있다[3].

본 논문의 目的은 이러한 퍼지 시스템에 신경망을 이용하여 適應能力을 부여하고 制御 시스템에 적용하여, 퍼지 제어시스템으로 하여금 프로세스의 파라미터가 변하더라도 實時間으로 적용하고 퍼지 제어규칙을 變化시켜서 동시에 얻은 추론 결과로 제어할 수 있는 적응 퍼지-뉴로 제어기를 設計하는데 있다. 여기서 적응능력은 학습능력과 구별되는데 그 차이점은, 첫째, 實時間的 변화를 보상하는 개념이고, 둘째, 초기 퍼지 제어규칙의 일시적인 安定性이다[4]: 즉, 일반적으로 학습능력은 그 자료가 방대할 경우, 실시간제어가 불가능하므로 적은 자료를 사용하여 국부적으로 빠른 학습기능을 갖는 퍼지 제어가 필요하다. 그리고, 초기에 안정된 영역에서 시스템이 동작하도록 하기 위해 초기 퍼지 제어규칙이 필요하며, 이는 불완전하더라도 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 離散的 시스템을 선택하였고, 적용을 위한 신경망은 간단한 단일층의 Perceptron 을 사용하였다. 이 신경망의 하층

치가 곧 퍼지 제어규칙의 후건부의 파라미터가 된다. 그리고, 이러한 적응 퍼지-뉴로 제어를 Cart-Pole 제어에 응용하였다.

II. 適應 퍼지-뉴로 제어기의 構造 및 設計

II-1. 퍼지 하이퍼큐브를 이용한 퍼지제어기

퍼지 제어기는 규칙베이스, 퍼지추론기, 퍼지화기 및 비퍼지화기의 4 가지 구성요소로 이루어져 있다[5] (그림 1 참조): 여기서, 적응성이 요구되는 부분은 규칙베이스로서 動的 규칙베이스를 사용한다.

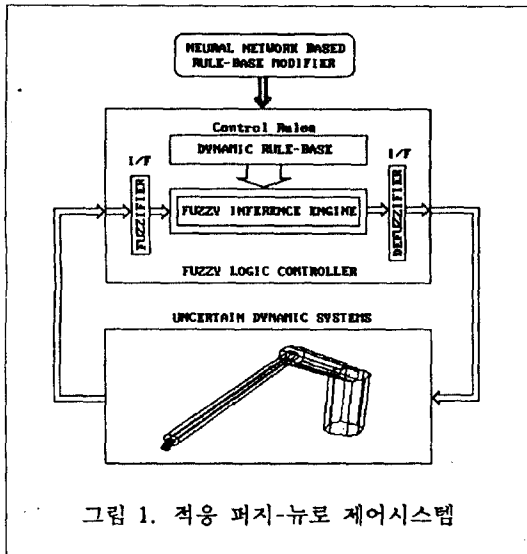


그림 1. 적응 퍼지-뉴로 제어시스템

위의 퍼지 제어기를 실현하기 위해 "퍼지 하이퍼큐브(Fuzzy Hypercube)" [6,7] 라고 정의된 多層 多變數 入出力의 퍼지 시스템을 선택한다. 퍼지 하이퍼큐브는 이산적 구조의 퍼지 聯想 메모리 (FAM,[8]) 의 일종이라고 할 수 있으나, 그 메모리 구조가 특수하여 최소의 저장용량으로 최대의 추론 효율을 낼 수 있는 확장된 기능을 가지고 있다. 퍼지 하이퍼큐브의 구조는 그림 2 에 나타나 있고 [6,7] 에 정의되어 있다. 入出力 關係에서 살펴보면, 자극 또는 전건부에 해당하는 入력 퍼지 벡터 A_1, A_2, \dots 와, 반응 혹은 후건부에 해당하는 出力 퍼지 벡터 B_1, B_2, \dots 로 표시할 수 있다. 예를 들면, 퍼지 집합 A_1 이 퍼지명제 "자동차의 속도가 약간 빠르다" 를 정의한다고 가정할때, 퍼지 집합 A_1 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$A_1 = 0/x_1 + 0/x_2 + 0.25/x_3 + 0.5/x_4 + 0.75/x_5 + 1.0/x_6 + 0.75/x_7 + 0.5/x_8$$

여기서, x_1, x_2, \dots 는 이산적 퍼지 변수 x (자동차의 속도) 의 영역을 나눈 각각의 작은 영역의

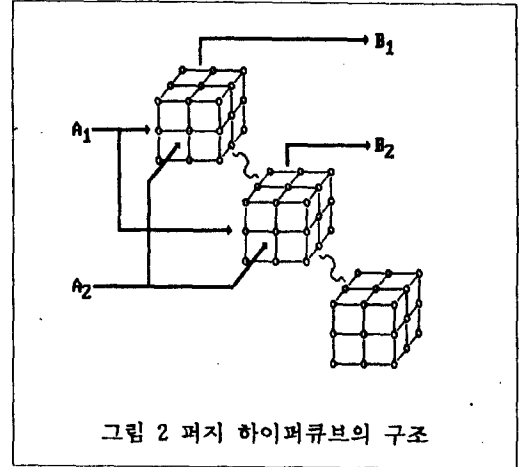


그림 2 퍼지 하이퍼큐브의 구조

대표값으로 정의할 수 있다. 이 퍼지 집합의 소속함수는 그림 3 에 표시되어 있으며, 퍼지 벡터 A_1 으로 다시 정의하면,

$A_1 = [0/x_1 \ 0/x_2 \ 0.25/x_3 \ 0.5/x_4 \ 0.75/x_5 \ 1.0/x_6 \ 0.75/x_7 \ 0.5/x_8]$ 도 쓸 수가 있다. 出力인 퍼지 벡터 B_1 도 이와 같이 정의되며 퍼지 변수 y "연료 보급량" 에 대해,

$B_1 = [1.0/y_1 \ 0.8/y_2 \ 0.6/y_3 \ 0.4/y_4 \ 0.2/y_5 \ 0/y_6]$ 로 정의하여 "연료 보급량을 줄인다" 로 하나의 對應關係를 형성할 수 있다.

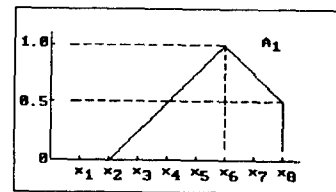


그림 3 퍼지 벡터 A_1 의 소속함수 그래프

이러한 對應關係를 규칙으로서 표시할 수 있으며, IF (전건부) THEN (후건부) 의 連坐의 규칙을 사용하는 것이 보통이다[9,10]. 다시 정의해서, A_i, B_i 가 각각 i 번째 규칙의 전건부와 후건부라면,

$$IF A_i THEN B_i \quad OR$$

등의 규칙으로써 하나의 지식 베이스 (Knowledge Base) 를 만들게 된다. 여기서, 하나의 규칙에 대한 퍼지 Hebbian 학습은 소단위 퍼지 하이퍼큐브를 M_1 이라 하고 \otimes 와 \oplus 를 각각 최소, 최대 연산자라고 할때,

$$M_1 = A_1 \otimes B_1$$

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

$$M = \bigoplus_{i=1}^n (A_i \otimes B_i)$$

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

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

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 循環的으로

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

로 표시할 수 있다.

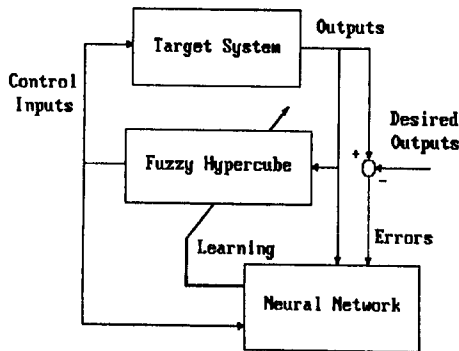


그림 4 신경망을 이용한 퍼지 적응 제어시스템의 구조

II-2. 神經網을 이용한 퍼지 하이퍼큐브의 소속함수 파라미터 推定

본 논문은 그림 4 에서와 같이 신경망을 사용하여, 퍼지 하이퍼큐브의 소속함수를 실시간에 구해내는 것이 주요 研究內容이다. 따라서, 잠음이나 동적 파라미터의 변화등의 불확실성이 있는 대상 시스템의 동적특성과 비선형 함수적 성질을 근사적으로 적용 학습할 수 있는 신경망의 학습 알고리즘을 찾아내는 것이 그 궁극적인 研究目標이다. 일반적인 형태로 i 번째 규칙의 입출력 퍼지벡터를 나타내면,

$$A_i = [a_{i1}/x_1 \ a_{i2}/x_2 \ \dots \ a_{im}/x_m], \ B_i = [b_{i1}/y_1 \ b_{i2}/y_2 \ \dots \ b_{ip}/y_p]$$

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

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

이며, $f(\cdot, \cdot, \cdot)$ 은 Threshold Logic Unit (TLU) 을 포함한 신경망의 Sum-Product 연산의 비선형식이고, w_{ij} 는 i 번째 규칙의 j 번째 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,

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

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 5 에는 이러한 단일층의 Perceptron 신경망의 구조가 나타나 있다. 신경망의 Correlation Matrix W 는 性能指標인 에너지에 해당되는, 다음의 Lyapunov 함수 E 를 최소화 하는 충분조건의 하중치들로 이루어 진다:

$$E = \frac{1}{2} e^T P e$$

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 적용력에 의해서 감소되는 것을 볼 수가 있다.

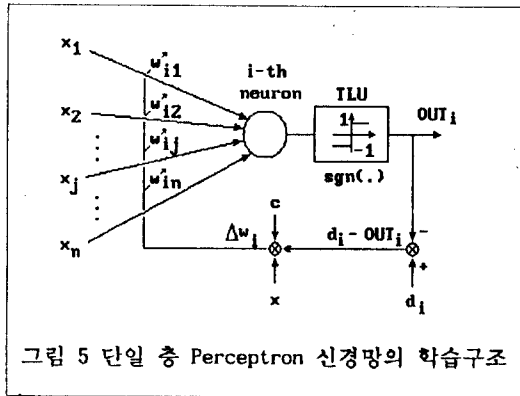


그림 5 단일 층 Perceptron 신경망의 학습구조

III. 適應 퍼지-뉴로 제어기의 Cart-Pole 시스템에의 應用

III-1. Cart-Pole 시스템의 모델과 適應 퍼지-뉴로 제어기 設計

시뮬레이션의 대상으로 Cart-Pole 을 선택하였다. Cart-Pole 제어는 古典的 제어이론의 대표적인 평가용 비선형 시스템으로 선택되어 왔고, 그림 6 에 그 구조가 나타나 있다. 이 모델의 제어목적은 직선운동을 하는 베이스 차량위에 있는 견고한 Pole 을 수직으로 세우는 것이며, 계속 그 狀態를 유지하는 것이다. 적용 퍼지-뉴로 제어를 위한 Cart-Pole 시스템의 센서는 Pole 의 각도와 각속도, 구동기는 베이스 차량을 좌우로 움직이는 데 필요한 전류 또는 토크-힘이다.

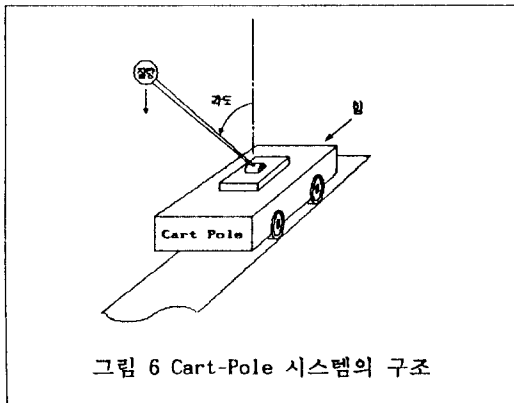


그림 6 Cart-Pole 시스템의 구조

이 Cart-Pole 모델은 2개의 비선형 2차 미분방정식으로 나타낼 수 있고, 따라서 모의실험에 사용한 모델은 4개의 비선형 1차 미분방정식이 된다. Cart 의 질량 m_b 는 5.0 Kg, Pole 의 질량 m_c 는 1.0 Kg, 그리고 Pole 의 길이 l_b 는 1.0 meter 로 선택하였다. 다음은 Cart-Pole 의 비선형 運動方程式이다:

$$f = (m_b + m_c)\ddot{x} + m_b l_b \ddot{\theta} \cos\theta - m_b l_b \dot{\theta}^2 \sin\theta$$

$$0 = m_b l_b \ddot{\theta} + m_b \ddot{x} l_b \cos\theta - m_b g l_b \sin\theta$$

여기서, f 는 Cart 를 미는 힘, θ 는 Pole 의 각도, x 는 Cart 의 수평이동 거리이다. 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. 적용 퍼지-뉴로 제어기의 입력은 $\theta, \dot{\theta}$ 이고, 출력은 Cart 를 구동하는 힘 f 이며, 각도 θ 와 각속도 $\dot{\theta}$ 의 Universe of Discourse 는 35 개로 이산적으로 나누어져 있고, 힘 f 역시 같은 방법으로 나누었다. $\theta, \dot{\theta}, f$ 의 퍼지벡터를 각각 A_1^1, A_2^1, B_1 라고 정의하면, 초기 퍼지 제어규칙은 25 개로 A_1^1, A_2^1 전건부에 대해 각각 (NL, NS, ZE, PS, PL) 의 고정된 소속함수가 割當된다. 여기서, NL = Negative Large, NS = Negative Small, ZE = Zero, PS = Positive Small, PL = Positive Large 이다. 후건부 역시 (NL, NS, ZE, PS, PL) 위 5개의 동적 소속함수가 할당되어 신경망의 실시간 학습에 의해 좌우로 이동된다. 신경망은 단일 층의 Perceptron 으로 구성되어 있고, 하중치의 변화가 곧 후건부 소속함수의 이동량을 나타낸다. 즉, i 번째 규칙 후건부 B_i 의 j 번째 소속함수가 이동한 변화량이다. Perceptron 의 하중치는 다음과 같이 나타낼 수 있다:

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

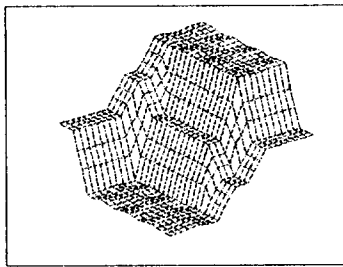
그리고, 퍼지 하이퍼큐브 제어기의 입력 인터페이스는 각도 θ 가 $-4[\text{deg}] \sim +4[\text{deg}]$, 각속도가 $-40[\text{deg/sec}] \sim +40[\text{deg/sec}]$ 의 영역으로 정의되어 있고, 가능한 제어기 출력 인터페이스는 힘 f 가 $-100[\text{Newtons}] \sim +100[\text{Newtons}]$ 로 정의되어 있다.

III-2. 모의 실험 결과

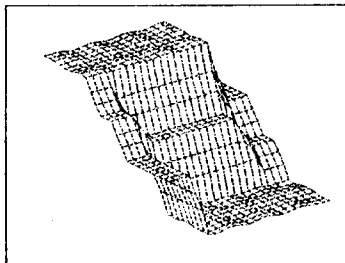
초기 퍼지 제어규칙은 전술한 바와 같이 25개로 構成되어 있고, Cart-Pole 시스템이 초기에만 안정하도록 近似的으로 설계되어 있다. 다음은 적응 퍼지-뉴로 제어기의 초기 규칙의 표이며, 이 경우 그림 7에 입력이 2개, 출력이 1개인 퍼지 하이퍼큐브의 입출력 함수 특성을 3차원 그래프로 나타내었다.

함 f 소속함수		POLE 의 각도 θ				
		NL	NS	ZE	PS	PL
P O L E 의 각 속 도	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

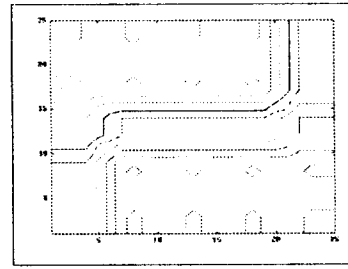
표 1. ANFC 의 초기 Rule Base



(a)

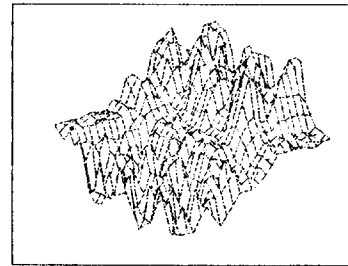


(b)

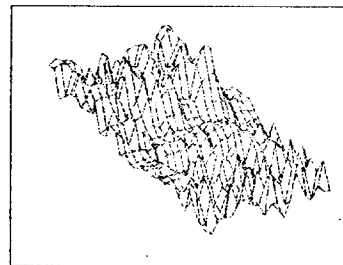


(c)

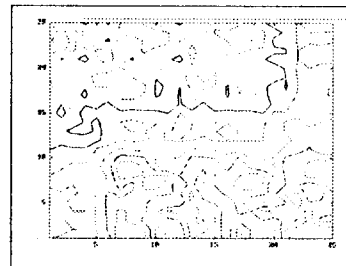
그림 7. 초기상태 퍼지규칙의 3차원 입출력 전달특성



(a)



(b)

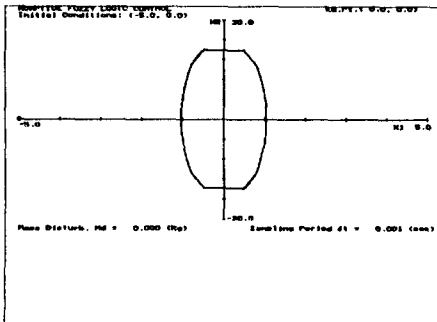


(c)

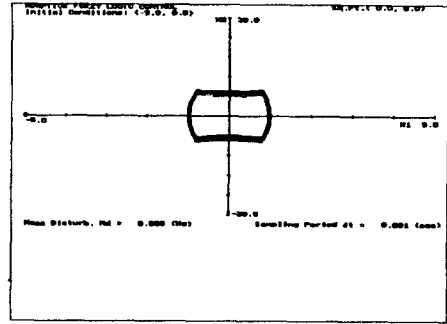
그림 8. 최종단계 퍼지규칙의 3차원 입출력 전달특성

Pole 의 초기각도는 5° 이며, 이산적 퍼지 시스템이므로, steady-state 狀態에서 $-1^\circ \sim +1^\circ$ 의 진동을 하도록 되어 있다. 이 이유는 전진부와 후진부의 퍼지벡터 원소의 구간이 ZE 라는 소속함수에 대하여 敏感하지 못하기 때문이며, 이 정확도는 소속함수의 갯수를 증가시켜 줌으로써 또는 ZE 의 소속함수를 Crisp 하게 만들어 줌으로써 얼마든지 해결할 수가 있다. 그림 8 에는 적용 뉴로-퍼지 제어를 사용했을 때의 최종단계, 즉 $t=5.0[\text{sec}]$ 일때의 변화된 퍼지규칙의 3차원 입출력 함수 특성을 보여주고 있다. 그림 9 와 그림 10 은 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 12 는 그림 10의 각도를 비교한 결과이다. 여기서, 그림 10 과 그림 12 는 $t=2.5[\text{sec}]$ 일때, Pole 끝에 질량 50 Kg 의 물체를 올려 놓았을 경우의 결과이다. 프로세스의 파라미터가 변화하더라도 적용 퍼지-뉴로 제어를 사용했을 때, 보다 適應性이 뛰어나다. 다 人間の 知能에 가깝다는 것을 그림 13 에는 제어에 필요한 Cart 結果가 FLC 와 AFNC 에 대해 비교 서 볼 수 있듯이, AFNC 에 필요 덜 사용되었음을 알 수 있다.

그림 9. Cart-Pole 제어시스템의 Phase Portraits (FLC vs. ANFC)

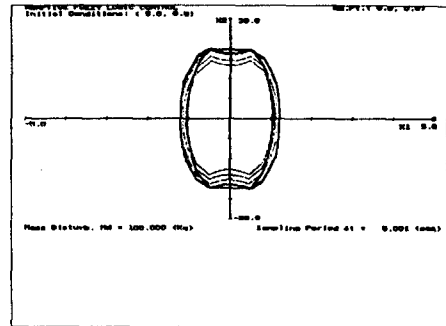


(a) 고정된 규칙의 퍼지제어기(FLC)

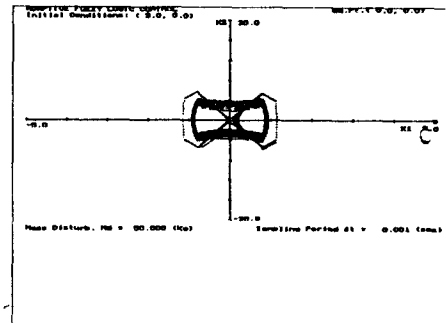


(b) 뉴로-퍼지 제어기(AFNC)

그림 10. Pole 의 질량을 변화시켰을 때의 모의실험 결과 (1.0 Kg --> 50.0 Kg)



(c) FLC



(d) ANFC

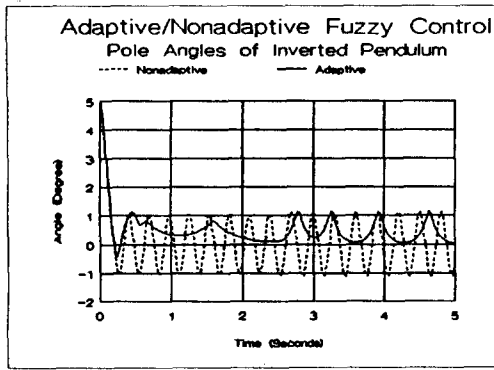


그림 11. Pole 의 각도출력의 비교 (Pole 질량 = 1 Kg)

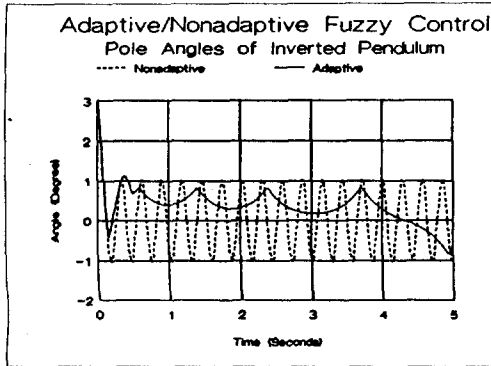


그림 12. Pole 의 각도출력의 비교
(Pole 질량 + 변화된 질량 = 1 Kg + 50 Kg)

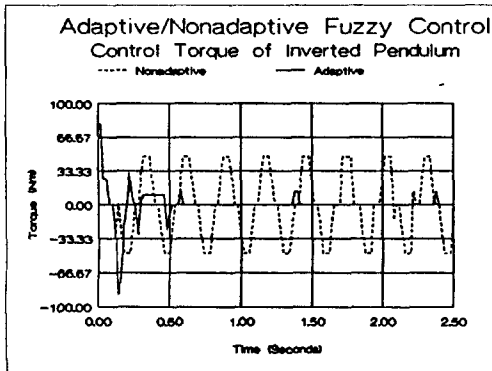


그림 13. Cart 에 가해진 힘 f 의 비교
(Pole 질량 = 1 Kg)

IV. 결론 및 未來의 研究方向

이상에서 우리는 적응 퍼지-뉴로 제어기의 構造와 設計方法, 그리고 이를 Cart-Pole 제어에 적용된 모의 실험의 結果를 살펴 보았다. 전술한 바와 같이, 두가지 가정: (1) 적응 학습에 의한 후진부의 實時間的인 修正, (2) 초기 퍼지 제어규칙의 一時的인 安定性에 입각하여 퍼지제어기와 신경망의 장점만을 살린 적응 퍼지-뉴로 제어시스템의 설계 방법을 제안하고, Cart-Pole 제어에 응용함으로써 이러한 지능형 제어기의 有效性과 強韌性을 조사하였다. 결과에서 나타난 것처럼 적응 퍼지-뉴로 제어기는 보다 인간에 가까운 시스템으로, 대상 시스템의 변화에 적응함과 동시에 출력오차를 더욱 감소시킬 수가 있었고, 특히 구동력에 필요한 에너지의 감소라는 부수적인 효과도 얻을 수 있었다.

V. 참고문헌

- [1] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Information Control, vol.8, pp. 338-353, 1965
- [2] 강 훈, "Neuro-Fuzzy 제어", 1993년도 춘계 제어계측 연구회 학술강좌 요약집, pp. 31-65, May 22, 1993
- [3] 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
- [4] 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
- [5] 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
- [6] 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

- [7] B. Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, Inc., 1992
- [8] 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
- [9] 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
- [10] 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