

적용 뉴로 퍼지 추론 시스템을 이용한 도립 진자 제어

홍 대승, 방 성윤, 고 재호, 유 창완, 임 화영
 광운대학교 제어계측공학과

Control of Inverted Pendulum Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference

Hong Dae Seung, Bang Sung Yun, Ko Jae Ho, Ryu Chang Wan, Yim Hwa Yeo
 Kwang woon Univ.

Abstract - Fuzzy controller design consists of intuition, and any other information about how to control system, into a set of rules. These rules can then be applied to the system. It is very important to decide parameters of IF-THEN rules. Because fuzzy controller can make more adequate force to the plant by means of parameter optimization, which is accomplished by learning procedure. In this paper, we apply fuzzy controller designed to the inverted pendulum.

1. 서 론

수학적 모델링이 난해한 비선형 시스템에서는 변수 사이의 관계가 복잡하고 불확실성을 내포하게 된다. 퍼지 추론 시스템(Fuzzy Inference System)은 이러한 불확실성 요소를 언어 변수와 소속 함수로 구성된 IF-THEN 규칙에 따라 여러 가지 추론 방법으로 적절한 출력을 추론하게 된다. 퍼지 추론 시스템이 제어 분야에 응용되면 퍼지 논리 제어기(Fuzzy Logic Controller)가 되는데 IF-THEN 규칙에 대해 조건부 소속함수 파라미터와 결과부 파라미터의 최적화를 통해 보다 성능이 좋은 퍼지 제어기를 설계할 수 있다.

2. 본 론

적용 네트워크의 특별한 구조인 적용 뉴로 퍼지 추론 시스템(ANFIS)을 이용하여 제어기를 설계하는 과정과 제어기 내부 파라미터가 변화하는 학습 알고리즘, 실제 플랜트에 적용한 실험결과를 다음과 같다.

2.1 퍼지 제어 시스템

퍼지 제어 시스템은 퍼지 입력에 대해 소속함수와 추론 과정, IF-THEN 규칙의 조합으로 적절한 제어 입력을 만들게 된다.

2.1.1 소속함수

소속함수는 여러 함수가 이용되고 있다. 삼각함수, 사다리꼴 함수, 가우스 함수, 종형 함수 등이 있으나 제어 대상이 비선형성이 강하므로 이를 보완할 수 있는 비선형 함수인 종형함수로 정하였다. 종형함수는 3가지 파라미터(a, b, c)를 포함하며 이 파라미터값에 따라 다른 형태의 모양이 된다.

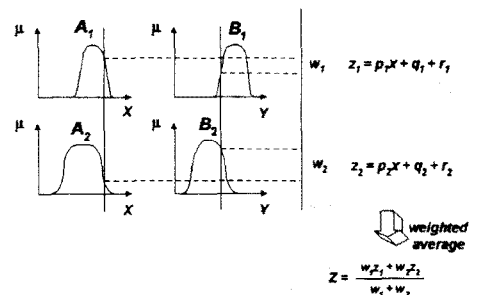
$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}$$

2.1.2 추론 과정

IF-THEN 규칙의 형태는 크게 2 가지로 나눌수 있는데 본 논문에서는 Sugeno 형태의 규칙을 이용한다. 예를 들면 아래와 같다. 즉 퍼지 집합은 규칙의 조건부에만 존재하고 결론부는 입력 변수에 대한 선형식으로 이루어져 있다.

$$\text{If } x \text{ is } A \text{ and } y \text{ is } B, \text{ then } z = f(x, y)$$

이 추론 시스템은 Mamdani 추론 시스템에서처럼 각 규칙의 추론 결과를 합하여 비퍼지화하는 과정이 없고 가중치 평균으로 대체된다. Sugeno 추론 시스템은 <그림 1.>과 같다.

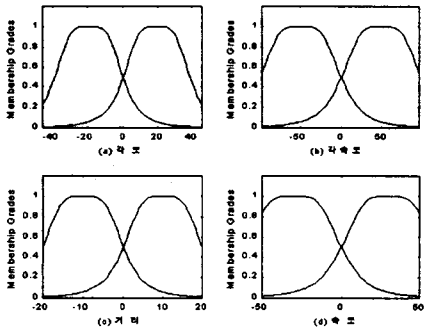


<그림 1> Sugeno 퍼지 추론 시스템

2.1.3 IF-THEN 규칙의 설정

본 논문에서는 도립 진자를 제어하기 위해 상태

변수를 진자의 각도, 진자의 각속도, 수레의 거리, 수레의 속도등 4개로 정하였다. <그림 2>는 초기의 소속함수 모양이다.



<그림 2> 초기 소속함수

IF-THEN은 각 상태의 조합으로부터 16개를 얻을 수 있다. 규칙의 형태는 다음과 같다.

R1: IF x_1 is A_1 & x_2 is B_1 & x_3 is C_1 & x_4 is D_1 ,

THEN $f_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + r_1x_3 + s_1x_4 + v_1$

⋮

R16: IF x_1 is A_2 & x_2 is B_2 & x_3 is C_2 & x_4 is D_2 ,

THEN $f_{16} = p_{16}x_1 + q_{16}x_2 + r_{16}x_3 + s_{16}x_4 + v_{16}$

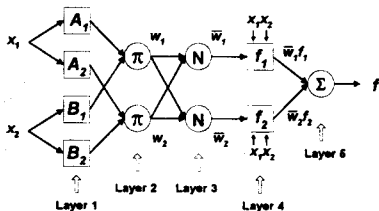
IF-THEN 규칙을 통해서 알수있듯이 변경되어야 할 파라미터의 총 수는 조건부에서 소속함수 8개에 대해 3개의 파라미터(8×3)가 있으므로 24개, 결론부에서는 각 규칙당 5개의 파라미터가 있으므로(5×16) 80개, 합하면 104의 파라미터를 수정해가면서 최적의 제어 입력을 만들기 위해 학습을 하게 된다.

2.2 적응 네트워크

적응 네트워크는 노드안의 파라미터를 이용하여 들어오는 신호에 대해 특별한 기능을 수행하는 다층 전방향 네트워크를 말한다.

2.2.1 ANFIS 구조

ANFIS(Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) 적응 네트워크의 특별한 형태로서 다섯층으로 구성 되어 있다.



<그림 3> ANFIS 구조

사각형 노드는 수정가능한 파라미터를 포함하는 노드이고, 원형 노드는 파라미터가 없는 노드이다. 원하는 입출력 쌍을 사상(mapping)하기 위해서는 이러한 적응 파라미터가 주어진 트레이닝 데이터와 학습 알고리즘에 따라 갱신된다. 각 층의 구조는 다음과 같다.

Layer 1: 각 입력에 대한 소속함수값을 결정한다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad \text{for } i = 1, 2, \text{ or}$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(x) \quad \text{for } i = 3, 4$$

Layer 2: Layer 1 출력의 곱으로 나타난다.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i = 1, 2$$

Layer 3: Layer 2의 값을 정규화 시킨다.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2$$

Layer 4: 결론부 파라미터와 곱해진다.

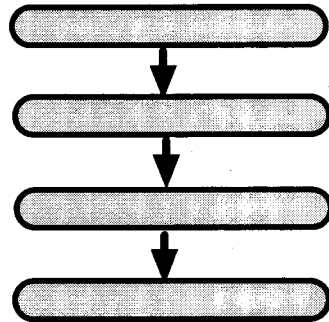
$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i)$$

Layer 5: 이전층의 모든 합으로 표현된다.

$$O_i^5 = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

2.2.2 파라미터 갱신 알고리즘

원하는 입출력쌍을 사상하기 위해서 노드안의 파라미터는 주어진 트레이닝 데이터와 최급 강하법(Steepest Descent)에 따라 갱신된다. 갱신 과정은 다음과 같다.



위의 표에서 보는 바와 같이 α (여기서는 총괄적 파라미터)가 변화하면 최종 출력층의 변화를 가져 오고 따라서 error measure가 커지거나 작아지게 된다. 이 error measure가 작아지도록 최급 강하법을 이용하여 오차를 역전파시켜서 α 를 수정하게 된다.

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha}$$

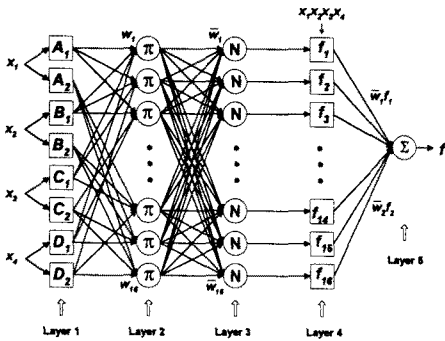
$$\alpha^{next} = \alpha^{now} + \Delta \alpha$$

2.3 제어기 설계

앞에서 제시한 알고리즘을 기반으로 실제 제어 대상에 실험한 결과는 다음과 같다.

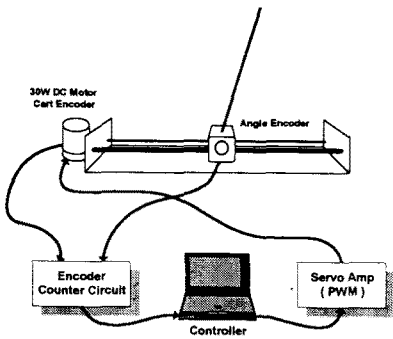
2.3.1 ANFIS 제어기 구조

앞서 설명한 구조를 확장시킨 구조는 <그림 4>와 같다.

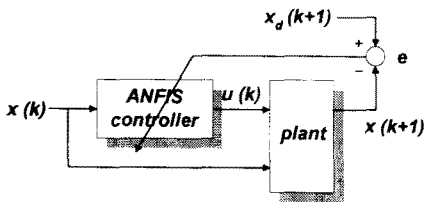


<그림 4> ANFIS 제어기 구조

2.3.2 실험장치 구성



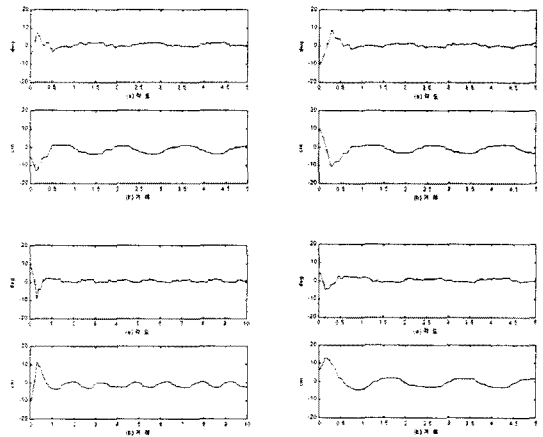
<그림 5> 실험 장치 구성



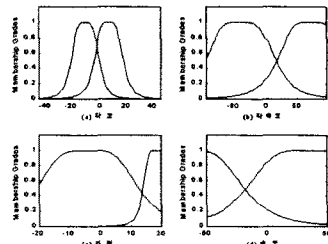
<그림 6> 전체 시스템 블록도

2.3.3 실험 과정 및 결과

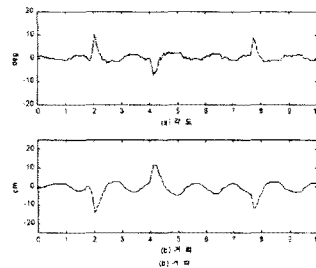
처음에는 입력을 가하지 않았을 때의 데이터를 2개의 엔코더로부터 값을 받아 진자 각도와 수레 위치에 대한 정보를 받는다. 그 다음 학습 알고리즘에 따라 파라미터가 점차 변화하면서 임의의 초기 조건에서 출발한 진자는 어느 범위내에 수렴하게 된다. <그림 7>은 각기 다른 상태에서 수렴하는 과정이고 <그림 8>은 학습후 변화된 소속함수의 모양이고 <그림 9>는 외란을 임의적으로 가했을 때 강건성을 나타낸다.



<그림 7> 다른 초기 조건에서의 실험 결과



<그림 8> 학습후 소속함수



<그림 9> 외란을 가했을 경우

3. 결론

기존의 퍼지 제어기에 비해 제어기 내부 파라미터를 스스로 학습할 수 있는 알고리즘을 적용하여 설계된 제어기의 학습 능력과 강건성을 확인할 수 있었다.

[참고 문헌]

- [1] Li-Xin Wang, "A Course in Fuzzy and Control", Prentice-Hall, 1997
- [2] Li-Xin Wang, "Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis", Prentice-Hall, 1994
- [3] J. S. Jang, C. T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, 1997