

ANFIS를 이용한 수평회전형 도립진자의 제어

민현기, 유창완, 고재호, 임화영
 광운대학교 제어계측공학과

Control of Rotary Inverted Pendulum using ANFIS

Min Hyun-Ki, Ryu Chang-Wan, Ko Joe Ho, Yim Wha-Yeong
 Dept. of Control & Inst. Eng. Kwangwoon Univ.

Abstract - Fuzzy Inference System is to translate and be concrete with human expert into mathematical equation. It is easy to be applied for Nonlinear System and the knowledge can be applied at that. With using the rule according to the Knowledge, when it is realized simulations must be required repeatedly and small vibration is generated in steady state, too. In this paper, we applied the system to the methodology of optimization with self-learning by using ANFIS(Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) which makes use of back-propagation and least square method at a first order Sugeno Fuzzy System. In order to show the effect of Algorithm, we demonstrated it by using Rotary Inverted Pendulum.

1. 서론

퍼지 추론 시스템은 전문가의 지식을 수학적 식으로 변환시켜 구체화하는 것이다. 비선형 시스템에 적용이 용이하고 지식에 따른 규칙을 정하므로 이를 실제로 사용하기 위해서는 반복적인 시뮬레이션을 통한 시행착오를 거쳐야 하고 정상상태에서도 잔 진동이 생기게 된다. 본 논문에서는 일차의 Sugeno 퍼지 시스템에 역전파 알고리즘과 최소제곱법을 도입한 ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)의 구조를 사용하여 학습을 통한 시스템 최적화 방법을 적용하였다. 알고리즘의 효용성 판별을 위해 수평회전형 도립진자를 이용하여 입증하였다.

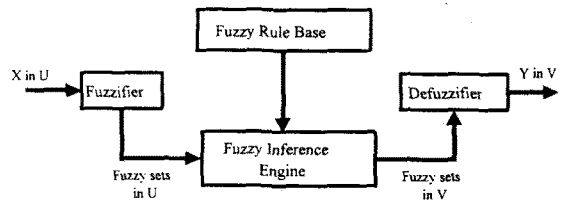
2. 본론

2.1 퍼지 시스템

퍼지 시스템은 다중 입력과 단일 출력을 갖는 MISO(Multi-Input Single-Output) 시스템이다. [그림1]은 퍼지 시스템의 구조이다.

림1]은 퍼지 시스템의 구조이다.

퍼지 시스템의 구조



[그림1] 퍼지 시스템의 구조

입력은 소속함수(Membership Function)에 의해 퍼지화되고 퍼지 규칙 기반과 퍼지 추론 엔진, 그리고 비퍼지화를 통해 출력을 내는 구조를 가지고 있다. 본 논문에서는 Bell 소속함수(식(1))와 Sugeno Fuzzy 모델(식(2))을 사용하여 비퍼지화 시켰다.

$$y = bell(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + |\frac{x-c}{a}|^{2b}} \quad (1)$$

$$f_n = p_n x_1 + q_n x_2 + r_n \quad (2)$$

2.2 제어기의 설계

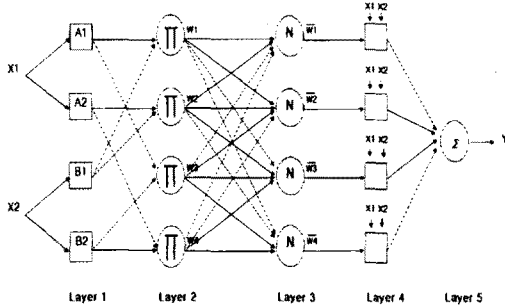
2.2.1 ANFIS 제어기

ANFIS 시스템은 Sugeno 시스템의 퍼지 시스템 파라미터를 최적화 시키는 학습 규칙을 사용하여 만들어 졌다. ANFIS는 두 개의 학습할 수 있는 파라미터 집합으로 구성된다.

- ① 조건부 소속함수의 파라미터 [a, b, c]
- ② 결론부 다항식의 파라미터 [p, q, r]

ANFIS의 학습은 최급강하법으로 선행하는 파라미터를, 최소자승법(LSE)을 사용하여 후반부의 파라미터를 최적화시키는데 사용한다. 먼저 후반부의 파라미터를 최소자승법을 사용하여 갱신하고 역전파 알고리즘을 사용하여 선행 파라미터를 변경하게

된다.



[그림2] ANFIS 구조

<각 Layer의 역할>

Layer1 : MF에서 소속값을 생성한다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (3)$$

Layer2 : 발화정도를 생성한다.

$$O_i^2 = w_i = \prod_{j=1}^m \mu_{A_j}(x) \quad (4)$$

Layer3 : 발화정도를 일반화시킨다.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} \quad (5)$$

Layer4 : 후반부의 파라미터를 기초로 규칙에 대한 출력력을 계산한다.

$$O_i^4 = y_i = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (6)$$

Layer5 : 모든 Layer4로부터의 입력을 더한다.

$$O_1^5 = \sum_i y_i = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad (7)$$

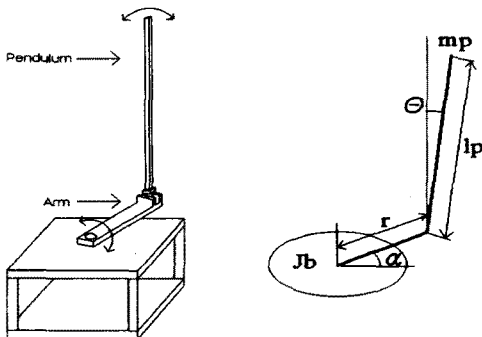
2.2.2 오차 함수의 설정

제어기의 학습 목적은 각도(x_1)와 힘의 합을 최소화하는데 목적을 두고 있다. m 번의 표본 쌍을 가지고 오차 함수가 줄어드는 방향으로 편미분하여 파라미터를 갱신하게 된다. 오차함수는 다음과 같다.

$$E = \sum_{k=1}^m (x_1(k))^2 + \lambda \sum_{k=1}^m (u(k))^2 \quad (8)$$

(x_1 : 각도, u : 힘)

2.3 수평 회전형 도입진자



[그림3] 수평 회전형 도입진자

수평 회전형 도입진자는 Arm의 끝에 pendulum이

달려 있는 형태이다. 일반적인 직선형 pendulum에 비해 보다 비선형성이 강하고 또한 모델링 식 외에 실제 플랜트에서는 원심력과 같은 고려하기 어려운 성질의 것을 포함하고 있다. 다음이 각각의 상수값과 모델링식이다.

- x_1 : 진자각도 [θ deg ree]
- x_2 : 진자각속도 [$\dot{\theta}$ deg ree/sec]
- y_1 : Arm각도 [a deg ree]
- y_2 : Arm각속도 [\dot{a} deg ree/sec]
- u : 제어입력 [N]
- r : Arm의길이 [0.145m]
- J_b : Arm의관성모멘트 [0.0570Kgm²]
- l_p : 진자로부터무게중심간거리 [0.305m]
- m_p : 진자의질량 [0.071710Kg]

$$PE_{pen} = m_p l_p \cos(\theta)$$

$$KE_{pen} = 0.5 m_p [(\dot{a} + \dot{\theta} l_p \cos(\theta))^2 + (\theta l_p \sin(\theta))^2]$$

$$KE_{base} = 0.5 J_b \dot{a}^2$$

Lagrangian 공식을 사용하면

$$(m_p r^2 + J_b) \ddot{a} + m_p r \dot{\theta} l_p \cos(\theta) - m_p r \dot{\theta}^2 l_p \sin(\theta) = \tau$$

$$m_p l_p \cos(\theta) \ddot{a} r - m_p l_p \sin(\theta) \dot{\theta} \ddot{a} r + m_p \dot{\theta}^2 l_p^2 - m_p l_p \sin(\theta) = 0$$

$$\dot{x}_1 = \theta$$

$$\dot{x}_2 = \frac{1}{A^2 - CD} (AB \dot{x}_1^2 - BC \dot{x}_1 \dot{y}_1 - EC + Au)$$

$$\dot{y}_1 = \dot{a}$$

$$\dot{y}_2 = \frac{1}{CD - A^2} (BD \dot{x}_1^2 - AB \dot{x}_1 \dot{y}_1 - AE + Du)$$

$$A = m_p r l_p \cos(x_1)$$

$$B = m_p r l_p \sin(x_1)$$

$$C = m_p r^2 + J_b$$

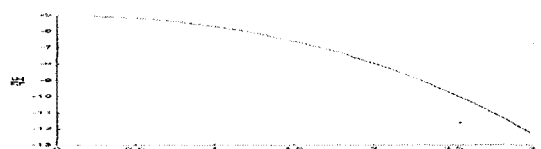
$$D = m_p r l_p^2$$

$$E = m_p r l_p g \sin(x_1)$$

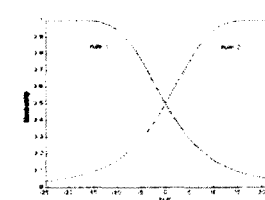
2.4 시뮬레이션

본 논문에서는 0.01초의 표본화 시간을 가지고 시뮬레이션을 하였다.

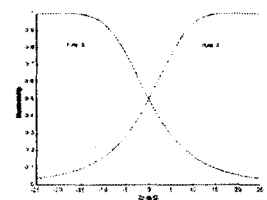
학습전



[그림4] 학습전의 pendulum 각도 변화(시작: -5도)



[그림5] 각도MF



[그림6] 각속도MF

소속 함수의 초기 파라미터

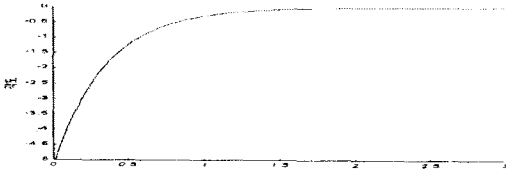
rule 1 = bell MF(20, 2, -20)
 rule 2 = bell MF(-20, 2, 20)
 rule 3 = bell MF(20, 2, -20)
 rule 4 = bell MF(-20, 2, 20)

rule 1 = bell MF(20.0000, 0.0067, -20.0000)
 rule 2 = bell MF(-20.0000, 0.0067, 20.0000)
 rule 3 = bell MF(20.0000, 0.0067, -20.0000)
 rule 4 = bell MF(-20.0000, 0.0067, 20.0000)

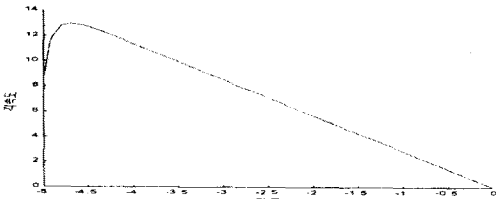
O_1^4 p=0.00001 q=0.00001 r=0.00001
 O_2^4 p=0.00001 q=0.00001 r=0.00001
 O_3^4 p=0.00001 q=0.00001 r=0.00001
 O_4^4 p=0.00001 q=0.00001 r=0.00001

O_1^4 p=7.7963 q=2.7678 r=-0.4459
 O_2^4 p=3.2098 q=0.9995 r=-0.1369
 O_3^4 p=3.1838 q=0.9926 r=0.1336
 O_4^4 p=7.7128 q=2.7396 r=0.4396

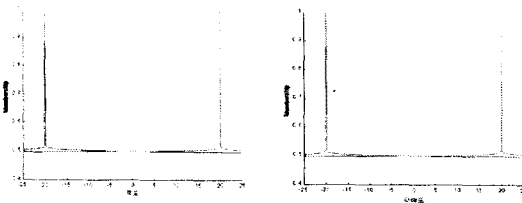
학습후



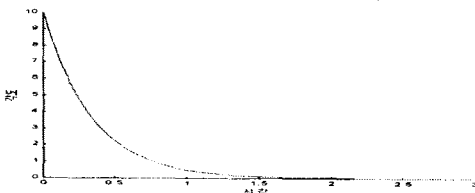
[그림7] 학습후의 pendulum 각도 변화(시작: -5도)



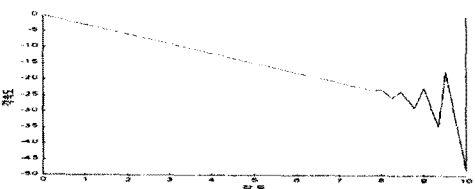
[그림8] 학습후 pendulum의 위상(시작: -5도)



[그림9] 학습후 MF(각도) [그림10] 학습후 MF(각속도)



[그림11] 학습후의 pendulum 각도 변화(시작: 10도)



[그림12] 학습후 pendulum의 위상(시작: 10도)

3. 결 론

본 논문에서는 ANFIS 제어를 설계하여 간단한 비선형 시스템에 적용하였다. ANFIS의 학습 이론이 구조에 비하여 뛰어난 성능을 보임을 알 수 있었다. 향후 오차 함수의 적절한 설정과 학습 알고리즘의 개선에 대한 연구가 요구된다.

[참 고 문 헌]

- [1] Li-Xin Wang, "A Course in Fuzzy and Control", Prentice-Hall, 1997
- [2] J.-S. R. Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, 1997
- [3] Lefteri H. Tsoukalas, Robert E. Uhrig, "Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", John Wiley & Sons, Inc, 1997
- [4] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Beale, "Neural Network Design", 1996
- [5] J.-S. Roger Jang, "Self-Learning Fuzzy Controllers Based on Temporal Back Propagation", IEEE Trans. on Neural Networks, 3(5) : 714-723, September 1992
- [6] J. S. Roger Jang, "ANFIS : Adaptive-network-based Fuzzy Inference Systems", IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, 23(03) :665-685, May 1993