

ANFIS를 이용한 도립진자의 적응제어

*도병조, *고재호, **배영철, *임화영
*광운대학교 제어계측공학과, **여수대학교 전기공학과

Adaptive Control of Inverted Pendulum using ANFIS

*Do Byung-Jo, *Ko Joe-Ho, **Bae Young-Chul, *Yim Wha-Yeong
*Kwang Woon Univ, **Yosu Univ

Abstract -

In general, fuzzy control system are efficient for the systems which are complicated and nonlinear. But the fuzzy control flawed by the fact that it is much trial and errors in process of getting parameters of membership function which can express optimal status of system.

This paper shows the methodology which is applied of ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) for the coverage against these defects. It proved superiority of ANFIS by controlling inverted pendulum.

1. 서 론

퍼지 추론 시스템은 전문가의 지식을 언어적인 표현을 사용하여 구체화하는 것이다. 퍼지 추론에 있어 규칙을 결정하는 것은 전문가의 지식으로 가능하지만 이를 최적화하기 위해서는 시행착오를 겪어야 하는 문제가 있다.

본 논문에서는 Sugeno 퍼지 추론 시스템에 신경망의 오차 역전파 알고리즘과 최소제곱법(LSE)을 도입한 ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)를 이용하여 파라미터를 변환하고 학습을 통해서 제어기를 최적화 하는 방법을 제안한다. 이 알고리즘의 유용성을 입증하기 위해서 비선형 시스템 제어에 널리 이용되는 도립진자의 균형과 거리제어에 적용하였다.

2. 본 론

2.1 퍼지 시스템

Takagi-Sugeno 모델은 퍼지 조건과 입출력 공간 사이의 함수관계를 결합한 복합모델이다. 규칙의 Canonical 형태는 다음과 같다.

$$R_i : \text{if } x_1 \text{ is } A_{i1} \wedge x_2 \text{ is } A_{i2} \wedge \dots \wedge x_{in} \text{ is } A_{in} \text{ then } y = w_i(\bar{x}). \quad (1)$$

추론 규칙은 먼저, 다음과 같이 조건부의 발화정도(firing strength)를 계산에 의해서 구현된다.

$$\mu_{R_i}(\bar{x}_i) = \mu_{A_{i1}}(x_{i1}) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{in}}(x_{in}) \quad (2)$$

여기에서 μ_{ij} 는 퍼지집합 A_{ij} 의 소속함수이고, \wedge 는 T-norm 연산자이다. 다음, 출력 발화정도 값은 출력함수와 곱해진다. 비퍼지화기로 무게중심법을, 추론방식은 product-inference 규칙, 그리고 퍼지화기로 singleton을 적용할 경우 퍼지 시스템은 다음과 같이 표현된다.

$$y = f(\bar{x}) = \frac{\sum_{i=1}^M \mu_{R_i}(\bar{x}_i) \cdot w_i(\bar{x})}{\sum_{i=1}^M \mu_{R_i}(\bar{x}_i)} \quad (3)$$

2.2 ANFIS

ANFIS 모델은 Takagi-Sugeno 모델과 등가인 구조이다. <그림 2>에서 입력 4개, 출력 1개인 ANFIS 모델을 나타내었다. 그리고, 각각의 Layer의 역할은 다음과 같다.

Layer1 - 입력 x_1, x_2, x_3, x_4 에 대한 소속함수의 출력값.

Layer2 - 소속함수의 출력값들의 T-norm 연산.

Layer3 - 각각의 규칙에 대한 normalized firing strength.

Layer4 - 각각의 규칙에 대한 출력

$$O_{\text{layer4}} = w(p_1x_1 + p_2x_2 + p_3x_3 + p_4x_4 + p_5).$$

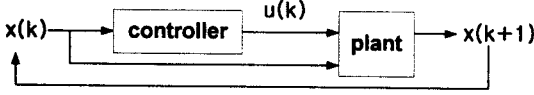
Layer5 - 모든 규칙의 출력의 합.

Layer1의 파라미터의 학습에는 최급강화법을 Layer4의 파라미터의 학습에는 LSE를 적용하여 전체 오차를 최소화하는 알고리즘이다.

2.3 제어 시스템의 구성

ANFIS를 이용하여 비선형 시스템을 제어하기 위한 시스템은 <그림 1.>과 같이 제어부와 플랜트부

로 구성된다.



<그림 1.> 제어 시스템의 구성

2.3.1 플랜트

플랜트의 다음 상태 $x(k+1)$ 를 얻기 위해 선형 근사법을 사용하였다.

$$\begin{cases} x_1(t+h) = hx_1(t) + x_1(t) \\ x_2(t+h) = hx_2(t) + x_2(t) \\ x_3(t+h) = hx_3(t) + x_3(t) \\ x_4(t+h) = hx_4(t) + x_4(t) \end{cases} \quad (4)$$

2.3.2 오차 함수

제어기의 학습 목적은 <그림 1.>에 나타난 것처럼 초기 상태에서 현재의 상태와 제어기의 출력을 플랜트의 입력으로 받아 다음 상태값을 얻어내는 과정을 반복하였을 때 식 (5)로 정의된 오차 함수를 최소화하는 것이다.

$$E = \sum_{k=1}^m |\vec{x}(h*k) - \vec{x}_d(h*k)|^2 \quad (5)$$

(h : sampling time, \vec{x}_d : 목표치, m : 반복횟수)

2.3.3 비선형 시스템의 제어

앞에서 제안한 ANFIS 제어기를 이용하여 비선형 시스템 제어 문제에 적용하였다. 대상 시스템은 전형적인 비선형 시스템인 도립 진자이다. 이 시스템의 운동 방정식은 다음과 같다.

$$\dot{\vec{x}} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 \\ \frac{g \sin x_1 + \cos x_1 \left(\frac{-u - m l x_2^2 \sin x_1}{m_c + m} \right)}{l \left(\frac{4}{3} - \frac{m \cos^2 x_1}{m_c + m} \right)} \\ x_4 \\ \frac{u + m l (x_2^2 \sin x_1 - \dot{x}_2 \cos x_1)}{m_c + m} \end{bmatrix} \quad (6)$$

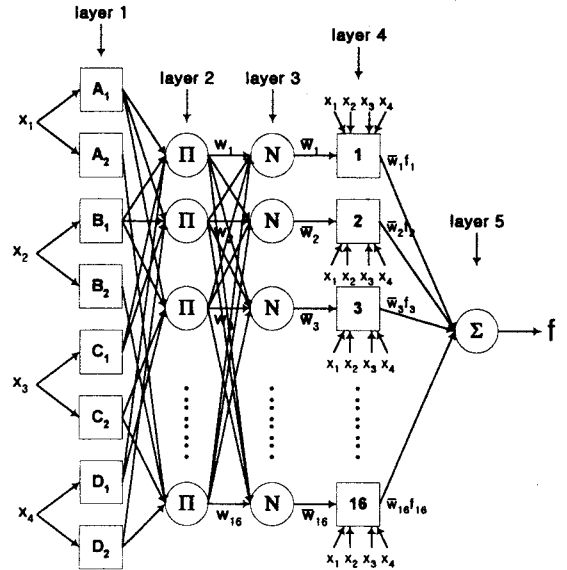
여기에서, 중력가속도 g 는 9.81m/s², pole 질량 m 은 0.186kg, Cart 질량 m_c 는 0.126kg, pole 길이의 절반 l 은 0.3m이다. 그리고 샘플링 주기 h 는 15ms이다.

제어의 목적은 가능한 한 빠른 시간 안에 pole의 각도 θ 와 거리 x 가 0으로 수렴하기 위한 힘 u 를 찾는 것이다. 따라서, \vec{x}_d 의 값은 모두 0이 된다. 그리고, 과도 응답을 막기 위해 출력 f 의 항을 첨가한 오차함수는 식 (7)과 같이 정의된다.

$$E = \sum_{k=1}^{100} \theta^2(0.015 \times k) + \lambda_1 \times \sum_{k=1}^{100} x^2(0.015 \times k) + \lambda_2 \times \sum_{k=0}^{100} f^2(0.015 \times k) \quad (7)$$

여기에서, λ_1 는 비례상수, θ 는 진자의 각도, x 는

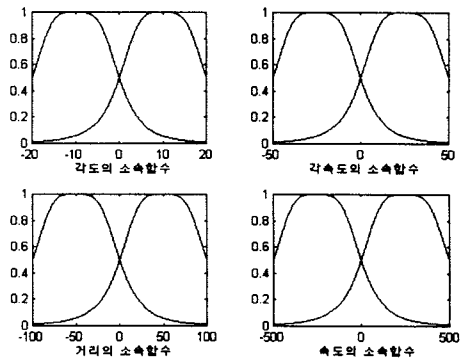
cart의 거리이다. 이를 위한 ANFIS 제어기의 구조는 <그림 2>와 같이 입력 $\theta(k)$, $\dot{\theta}(k)$, $x(k)$, $\dot{x}(k)$ 와 출력 $f(k)$, 그리고 16개의 If-then 규칙을 갖는다.



<그림 2.> ANFIS 제어기의 구조

2.3.4 소속 함수(Membership Function)

학습을 시작하기 전의 조건부 소속함수는 다음과 같다. 그리고 결론부 파라미터는 모두 0으로 초기화 시켰다.



<그림 3> 초기 조건부 소속함수

모든 구간에서의 적절한 학습을 위하여 <표1.>과 같은 네 가지 초기 조건에서 100회씩 샘플링을 하였다.

	θ	$\dot{\theta}$	x	\dot{x}
조건 1	10[deg]	0[deg/s]	10[cm]	0[cm/s]
조건 2	10[deg]	0[deg/s]	-10[cm]	0[cm/s]
조건 3	-10[deg]	0[deg/s]	10[cm]	0[cm/s]
조건 4	-10[deg]	0[deg/s]	-10[cm]	0[cm/s]

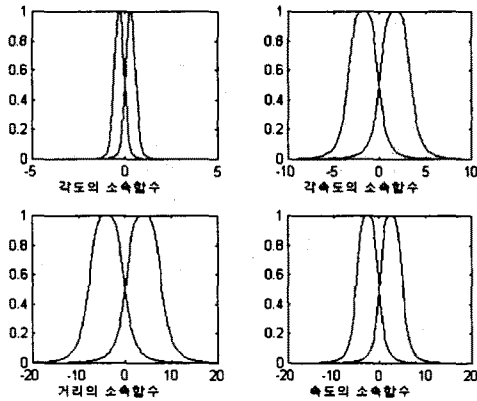
<표 1.> 초기 조건

식 (7)의 오차함수를 최소화하기 위해 모든 파라미터에 최급강화법을 10회 적용하였다. 10회 적용 후의 조건부 소속함수와 결론부 파라미터는 <그림

4>와 <표 2>와 같다.

2.4 시뮬레이션 결과

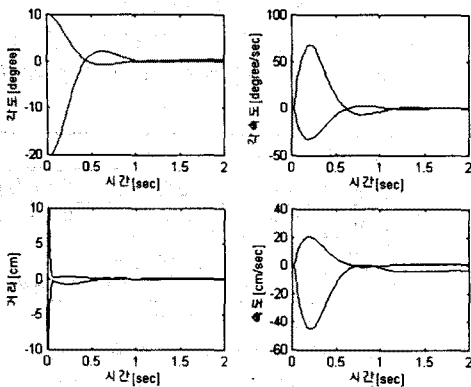
[10°, 10cm], [-20°, 10cm]의 초기조건에서 시뮬레이션한 결과는 다음과 같다.



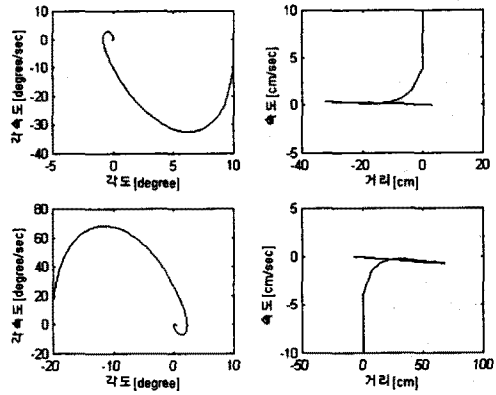
<그림 4.> 학습 후의 조건부 소속함수

	P1	P2	P3	P4	P5
rule 1	2.8345	1.4545	19.2030	0.2433	11.5343
rule 2	4.6937	6.1194	-2.5105	-2.1476	11.0510
rule 3	28.8439	13.1684	5.3085	5.1740	-20.3817
rule 4	34.3919	7.2147	4.2618	5.1094	-5.3489
rule 5	31.3339	6.5865	-2.0106	-1.0305	-5.1191
rule 6	23.7232	5.6752	5.7051	1.6677	-4.8752
rule 7	30.7743	6.0257	1.4990	2.9707	5.2736
rule 8	30.3161	3.5561	3.0668	2.8616	-0.0136
rule 9	30.3160	3.5561	3.0667	2.8616	0.0132
rule 10	30.7739	6.0255	1.4989	2.9706	-5.2736
rule 11	23.7230	5.6749	5.7051	1.6677	4.8757
rule 12	31.3335	6.5865	-2.0107	-1.0304	5.1190
rule 13	34.3920	7.2149	4.2618	5.1097	5.3490
rule 14	28.8437	13.1681	5.3085	5.1739	20.3815
rule 15	4.6938	6.1188	-2.5104	-2.1476	-11.0511
rule 16	2.8345	1.4545	19.2029	0.2435	-11.5341

<표 2.> 학습 후의 결론부 파라미터



<그림 5.> 시뮬레이션 결과



<그림 6.> 시뮬레이션 결과

3. 결 론

본 논문에서는 간단한 오차함수를 설정하여 ANFIS 제어를 설계하였다. 오차함수를 최소화 하기 위해 최급강하법을 사용하였다. 학습시키지 않은 초기조건에 대해서도 뛰어난 제어성을 보임으로써 본 논문에 적용한 알고리즘의 강건성과 우수한 제어 특성이 입증되고 있다.

[참 고 문 헌]

- [1] J.-S. R. Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice-Hall, 1997
- [2] Lefteri H. Tsoukalas, Robert E. Uhrig, "Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", John Wiley & Sons, Inc, 1997
- [3] Li-Xin Wang, "A Course in Fuzzy and Control", Prentice-Hall, 1997
- [4] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy Logic Controller - Part I", IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, vol 20, No. 2, pp. 404-418, 1990
- [5] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy Logic Controller - Part II", IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, vol 20, No. 2, pp. 419-435, 1990
- [6] J.-S. Roger Jang, "ANFIS : Adaptive-network-based fuzzy Inference Systems", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 23(03) : 665 - 685, May 1993
- [7] J.-S. Roger Jang, "Self-learning fuzzy controller based on temporal back-propagation", IEEE Trans. on Neural Networks, 3(5) : 714-723, September 1992