

볼과 빔 시스템의 퍼지 학습 제어

Fuzzy Learning Control for Ball & Beam System

주 해호, 정병목, 이재원, 이화조(영남대), 이 영(대우정밀)
H.Joo, B.Chung, J.Lee, H.Yi, (Yeungnam Univ.), Y.Lee(Daewoo Pres.)

Abstract

A fuzzy learning controller is experimentally designed to control the ball & beam system in this paper. Although most fuzzy controllers have been built just to emulate human decision-making behavior, it is necessary to construct the rule bases by using a learning method with self-improvement when it is difficult or impossible to get them only by expert's experience. The algorithm introduces a reference model to generate a desired output and minimizes a performance index function based on the error and error-rate using the gradient-decent method. In our balancing experiment of the ball & beam system, this paper shows that the fuzzy control rules by learning are superior to the expert's experience.

Key Words : Ball & beam system, Fuzzy control, Learning control, Model reference fuzzy control

1. 서론

볼과 빔(Ball & Beam) 시스템은 일종의 DC 모터 시스템의 응용이다. 빔위의 볼의 위치를 제어하기 위해서 빔의 한쪽은 고정하고 나머지 한쪽은 DC 서보 모터의 출력축에 연결하여 모터의 움직임으로 빔의 각도를 조정하여 볼의 위치를 제어하게 되는 시스템이다. (Fig.1)

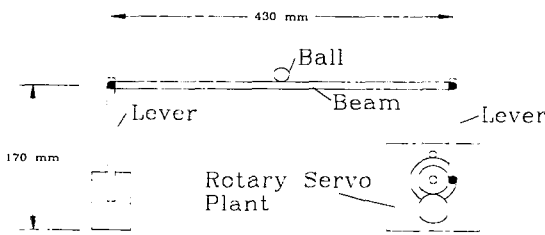


Fig. 1 Schematic diagram of the ball & beam system

퍼지 제어는 시스템의 수학적 모델식을 사용하지 않고 발생하는 오차로부터 제어가 가능하므로 시스템의 동특성이 조건에 따라 심하게 변하는 경우는 퍼지 제어가 효과적인 장점을 가지고 있다. 그러나 퍼지 제어는 인간이 축적한 경험지식을 단순히 제어규칙으로 환

용하는 데에만 중점을 두어왔기 때문에 복잡한 시스템의 경우에 대해서는 인간의 직관과 경험만으로 퍼지 제어의 규칙을 얻기가 거의 불가능하고 비록 제어규칙을 구했다고 하더라도 그 규칙의 성능이 최상인지 혹은 개선의 여지가 있는지를 확인 하기가 어렵다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 규범모델(Reference Model)을 통하여 원하는 출력과 실제 출력을 바로 비교하므로써 그 차이가 주어진 오차한계보다 작을때 학습이 완료되게 함으로써 원하는 출력을 얻어내는 학습제어기를 사용한다.

볼과 빔의 퍼지 학습 제어시스템의 블록선도는 Fig.2 와 같다. 실험은 그림에서 보는 바와 같이 제어기 1과 2에 PID 제어기와 퍼지 학습 제어기를 변화 시켜가며 실험을 하였다. PID 제어기 경우에는 계인을 조정하며 실험을 하였고, 퍼지 제어기의 경우에는 학습을 통해 얻어진 퍼지 규칙을 이용해서 실험하였다.

2. 볼과 빔 시스템(Ball & Beam System)

볼과 빔 시스템의 구조는 Fig. 1과 같다. Fig. 1에서 빔(Beam)의 왼쪽 지지대(Lever)는 단순히 지지하는 역할만을 하고 있는 반면 오른쪽을 지지하고 있는 회전 서보 플랜트(Rotary Servo

Plant)는 출력축 기어에 붙어 있는 오른쪽 지지대 (Lever)를 올렸다 내렸다 함으로써 볼의 위치를 조정하게 된다. 볼의 길이는 430mm 이고 시스템 전체의 높이는 170 mm 이다. 빔위에 위치한 볼의 직경은 2.5cm 이고 재질은 스틸(Steel)이다. 볼의 위치는 빔에 붙어 있는 선형포텐시오미터(Linear potentiometer)에 의해 감지 된다. 전위차는 볼이 빔의 중앙에 있을때 0V, 빔의 오른쪽 끝에 있을 때 +3.2V, 왼쪽 끝에 있을때 -3.2V 정도이다

Fig. 1의 볼과 빔 시스템 중 오른쪽 부분을 지지하고 있는 회전 서보 플랜트(Rotary Servo Plant)는 모터에 입력된 전압에 따라 모터가 회전하게 되고, 모터 앞의 기어박스(Gearbox)를 통하여 감속 된다. 볼과 빔 시스템의 오른쪽 지지대는 120개의 이빨을 가진 기어의 중심에서 2.54 cm 위치에 나사로 결합되어 출력축 기어의 움직임에 따라 빔의 높낮이를 조절하게 된다. 따라서 출력축의 회전각도는 포텐서미터를 통하여 얻어질 필요가 있으므로 72개의 동일한 이빨 갯수를 가진 기어를 통하여 포텐서미터로 얻어진다. 시스템의 전달함수는 다음과 같다. $G_1(s)$ 는 모터의 입력전압에 대한 출력축의 각도에 대한 전달함수이고, $G_2(s)$ 는 출력축의 각도에 대한 볼의 위치에 대한 전달함수이다.

$$G_1(s) = \frac{\theta(s)}{V_m(s)} = \frac{1}{s(0.00184s + 0.107308)} \quad (1)$$

$$G_2(s) = \frac{x(s)}{\theta(s)} = -\frac{2.885294}{s^2} \quad (2)$$

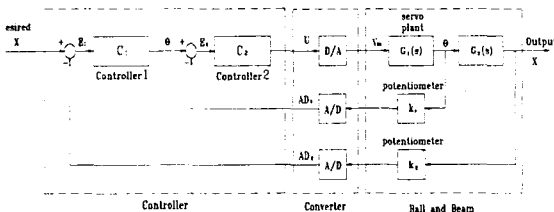


Fig. 2 Block diagram of the Ball & Beam Fuzzy Learning System

3. 퍼지 학습 제어^[12]

플랜트를 제어하기 위한 제어규칙의 학습은 지도학습(supervised learning)으로써 학습을 위한 목표가 필요하다. 여기서는 제어목표를 제시하기 위해서 Fig. 2와 같은 모델규범형 퍼지학습 제어

기(Model Reference Fuzzy Learning Control)를 통하여 원하는 출력을 내도록 제어규칙을 학습하고자 한다. 이 학습제어기는 모델규범형 적응제어기와 유사하여 규범모델을 통하여 원하는 출력을 제시하고 이 출력과 실제 플랜트 출력과의 차이인 에러를 퍼지제어규칙에 피드백하여 과거에 적용했던 규칙에 대해 에러를 만큼씩 수정하는 것이다. 이때 시스템의 성능은 플랜트와 규범모델의 출력차이 즉, 에러의 함수로 표현될 수 있어서 성능지수표를 사용하지 않고도 학습이 가능하게 된다. 따라서 퍼지학습제어기의 학습원리는 다음과 같다. 먼저 Fig. 2에서 처럼 n 스텝의 시간지연을 갖고 입출력쌍으로 $\{u(k-n), y_p(k)\}$ 를 갖는 플랜트가 주어졌을때 원하는 입출력쌍 $\{r(k-n), y_m(k)\}$ 를 갖는 규범모델을 제시할 수 있다. 여기서, 플랜트의 출력 $y_p(k)$ 가 모델의 출력 $y_m(k)$ 과 일치하도록 플랜트의 입력 $u(k-n)$ 를 결정하는 것이 제어기의 역할이다. 만일 $G(z)=1$ 인 규범모델을 사용한다면 플랜트에서의 출력지연 n 스텝을 보상하기 위해 제어기는 n 스텝을 앞서서 예측해야만 하고 이러한 경우에는 플랜트의 출력을 제어기의 입력으로 바로 사용할 수 있다. 플랜트의 제어규칙을 학습하는 경우, 초기의 제어규칙이 전혀 없으므로 퍼지 추론 결과 제어입력은 영(0)이 되고 이에 따른 플랜트의 출력은 없다. 그러나 원하는 출력이 영이 아닐 때에는 이를 근거로 제어규칙을 수정하게 되는데 여기서는 이 예측에러를 줄이기 위해 일반적으로 널리 사용되고 있는 에러 최소화법(error minimization method)으로 기울기법(gradient approach)을 사용한다. 이 방법은 에러 및 기타 여러가지 제어목표를 포함하는 비용함수 J 를 정의한 다음, J 가 최소화 되도록 플랜트의 입력값을 고치는 것이다. 이를 위해서는 J 의 기울기를 구하여 마이너스의 방향으로 규칙의 후건부를 수정해 간다.

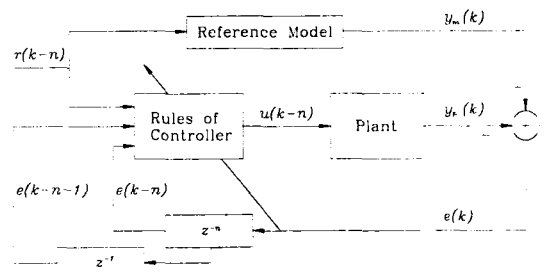


Fig. 3 Block diagram of the Model Based Fuzzy Control

실제출력이 원하는 출력과 일치하기를 바라는 제어목표는 문제에 따라 다양한 비용함수로 표현할 수 있어서 에너지 최소화 문제인 경우는 출력 에러에 추가적으로 플랜트의 입력량을 고려하므로써 플랜트의 제어에 드는 에너지를 최소화할 수 있으나 불과 빔 시스템과 같은 조정(regulation)문제의 경우에는 에러만을 고려하면 원치 않는 과잉응답(overshoot)이나 진동이 발생할 수 있으므로 에러의 변화율을 추가로 고려하는 것이 좋다. 따라서 에러와 에러의 변화율을 동시에 최소화하기 위한 비용함수는 다음과 같이 나타낼 수가 있다.

$$J(h) = \frac{\omega_e}{2} e(h)^2 + \frac{\omega_c}{2} c(h)^2 \quad (3)$$

여기서, $e(h) = y_d(h) - y(h)$, $c(h) = e(h) - e(h-1)$ 이고, ω_e, ω_c 는 가중치 상수(weighting constant)이다. 이때 최적의 규칙을 구하기 위해서는 제어구간 전체에 대한 비용함수를 계산한 다음, 이것을 최소화하도록 퍼지규칙을 수정해 나가야 한다. k 스텝에서 투입한 입력은 이후의 모든 출력에 대한 비용함수에서 나타나므로 다음과 같은 학습법칙으로 수정되어야 한다.

$$\Delta v_i \propto -\frac{\partial J}{\partial v_i} \quad (4)$$

여기서, $J = \sum_{k=1}^{\infty} J(k+h)$ 이다.

그러나 이렇게 계산할 경우 전체의 제어공정이 끝나기 전에는 규칙의 학습이 이루어질 수 없으므로 온라인으로서의 학습이 곤란해진다. 퍼지제어에서 온라인으로 학습이 가능하도록 하기 위하여 제어입력 $u(k)$ 에 대하여 가장 큰 영향을 받는 출력 $y(k+n)$ 에 대해서만 고려한다. 즉 현재의 입력이 n 스텝만큼 지난후의 출력에 가장 큰 영향을 준다고 가정한 다음, 이 출력에 대한 비용함수만을 최소화하도록 퍼지제어의 규칙을 수정한다면 온라인 학습이 가능하게 된다. 이렇게 함으로써 식 (4)는 다음과 같은 간단한 식으로 나타내어질 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta v_i &\propto -\frac{\partial J(k+n)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial v_i} \\ &= \left\{ w_e \frac{\partial y(k+n)}{\partial u(k)} e(k+n) \right. \\ &\quad \left. + w_c \frac{\partial \{y(k+n) - y(k+n-1)\}}{\partial u(k)} c(k+n) \right\} \frac{\partial u(k)}{\partial v_i} \end{aligned} \quad (5)$$

또한 $y(k+n) = \frac{y(k+n) - y(k+n-1)}{\Delta t}$ 이고,

$$\psi_i = \frac{\partial u(k)}{\partial v_i} \text{ 이므로}$$

$$\begin{aligned} \Delta v_i &\propto \left\{ w_e \frac{\partial y(k+n)}{\partial u(k)} e(k+n) \right. \\ &\quad \left. + w_c \frac{\partial \{y(k+n) - y(k+n-1)\}}{\partial u(k)} \Delta t c(k+n) \right\} \psi_i, \end{aligned} \quad (6)$$

다중 입출력 시스템의 경우, $\frac{\partial y(k+n)}{\partial u(k)}$ 는 플랜트의 자코비안 메트릭스를 나타내고 $e(k+n)$ 은 플랜트의 입력과 같은 차수의 벡터를 나타내기 때문에 플랜트의 자코비안 메트릭스를 추정할 수 없으면 학습이 곤란해진다. 그러나 플랜트가 단일 입출력 시스템이라면 이 값은 목적함수를 최소화하는 방향의 기울기를 나타내므로 규칙의 학습은 다음의 식과 같이 간단히 이루어질 수 있다.

$$v_{i(new)} = v_{i(old)} + \Delta v_i, \quad (7)$$

$$\Delta v_i = \{ \eta_e e(k+n) + \eta_c c(k+n) \} \psi_i, \quad (8)$$

여기서, 만일 $\frac{\partial y(k+n)}{\partial u(k)}$ 과 $\frac{y(k+n)}{\partial u(k)}$ 이 둘다 양의 값을 갖는다면 η_e 와 η_c 는 양의 값으로 선택되는 학습률 상수이다. 따라서 $\frac{\partial y(k+n)}{\partial u(k)}$ 과 $\frac{y(k+n)}{\partial u(k)}$ 둘 모두가 양의 값을 가질 수 있도록 학습시연 값 n 을 적절히 선택할 수 있다면 식 (8)을 사용해서 퍼지규칙을 간단히 학습할 수 있게 된다.

4. 실험

실험장치는 제어기로서 마이크로 컴퓨터, 컴퓨터와 불과 빔 시스템의 인터페이스(Interface)로서 AD/DA 변환기(Converter)와 데이터 입출력값을 AD/DA 변환기와 연결하는 연결 터미널, 불과 빔 시스템 전체에 전원공급을 해주는 전원 모듈(Power module), 센서에서 오는 측정값과 제어입력을 주고받는 신속 연결 모듈(Quick connect module), 불과 빔 메카니즘(Ball & beam mechanism) 그리고 입출력 값의 확인을 위한 오실로스코프(Oscilloscope)로 구성되어 있다. Fig. 4는 불과 빔 제어 시스템의 실험 장치 구성도이다.

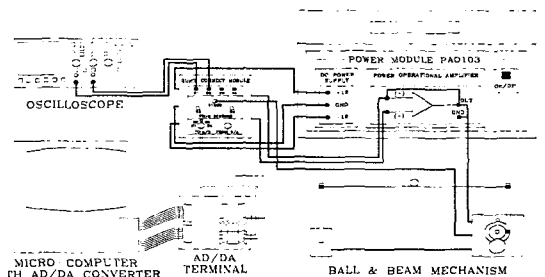
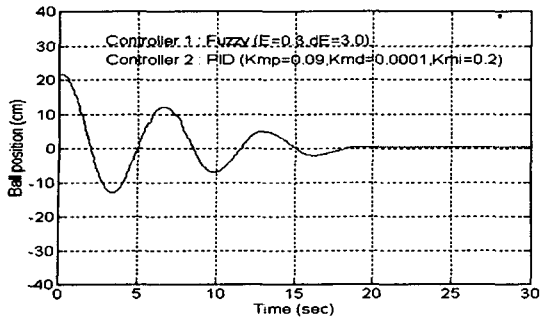
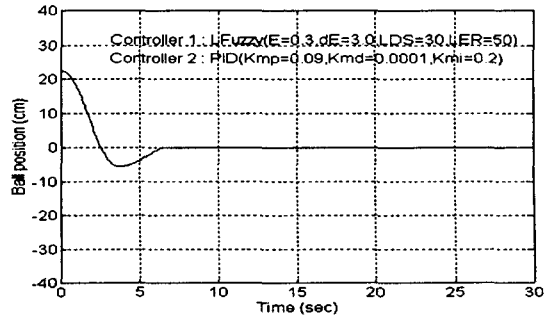


Fig. 4 Layout of Experimental Setup

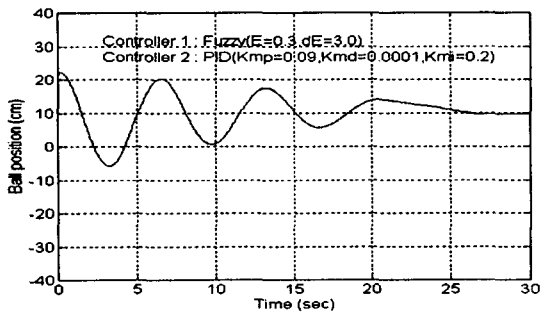


(a)

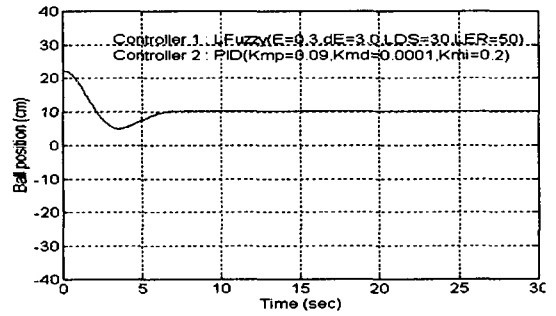


(b)

Fig. 5 Time Responses of Ball Position

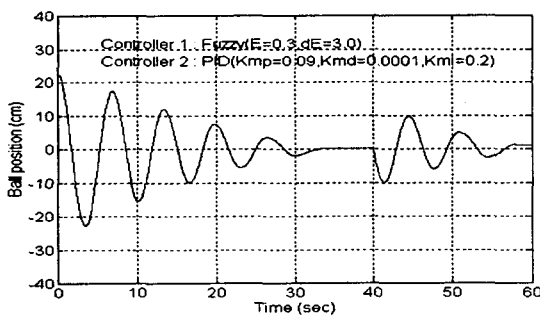


(a)

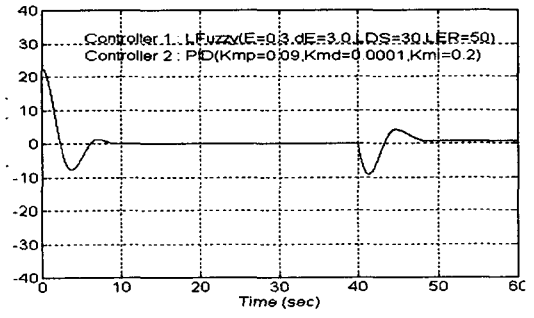


(b)

Fig. 6 Time Responses of Ball Position



(a)



(b)

Fig. 7 Time Responses of Ball Position

5. 실험결과 및 고찰

퍼지학습의 효과를 실험적으로 고찰해 보기 위하여 제어기 2는 PID제어로 고정해 놓고 제어기 1에 대한 퍼지제어와 퍼지학습제어를 비교하였다. 규칙의 개수는 에러와 에러의 변화에 대해 각각 3개씩 양자화(Quantization)하여 9개의 규칙을 갖도록 규칙베이스를 구성하였다. 퍼지제어는 직관과 경험을 통해 구성된 반면 퍼지학습제어는 학습지연을 30 스텝, 에러율을 50% 정도 고려하였고 모든 규칙을 제로(0)에서부터 시작하여 학습하게 하였다. Fig. 5는 빔의 중심으로의 이동제어 효과를 비교해 본 것이다. 직관과 경험을 통해 구한 퍼지제어 규칙을 사용한 Fig. 5(a)의 경우는 불위치의 시간반응에서 진동현상이 많이 발생하고 안정시간이 상대적으로 길었다. 그러나 학습을 통해서 구한 제어규칙을 사용한 Fig. 5(b)는 불위치의 시간반응에서 진동현상이 현저하게 감소되었고, 안정시간이 아주 짧게 나타나므로 학습이 제대로 이루어졌음을 알 수 있다.

Fig. 6은 불의 위치를 중심에서 임의의 위치(10cm)로 이동 시켰을 때 제어시스템의 반응을 실험한 것이다. 퍼지제어의 경우는 Fig. 6(a)에서 보는바와 같이 Fig. 5(a)의 중심이동 제어보다는 더 많은 진동과 더 긴 안정시간이 요구됨을 알 수 있었다. 그러나 퍼지학습제어는 Fig. 6(b)에서 보는 바와 같이 Fig. 5(a)의 중심이동 제어와 거의 유사한 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

Fig. 7에서는 불과 빔 시스템의 외란에 대한 시간반응을 살펴보았다. 외란에 대해서도 퍼지 학습 제어기가 퍼지 제어기와 비교했을 때 보다 우수한 제어성능을 보임을 알 수 있다.

6. 결론

본 연구에서는 빔위에 불이 구르는 형태의 불과 빔 시스템에서 불의 위치제어를 수행하여 보았다.

퍼지 학습 제어기의 설계에서 원하는 제어규칙을 얻기 위하여 규범모델을 사용하였고 실제 플랜트와 원하는 출력값의 차이를 목적함수로 두고 이것을 최소화하는 퍼지규칙을 구했다. 이때 목적함수에는 출력에러의 변화량을 추가적으로 고려할 수 있었고 이것을 얼마나 고려했는가에 따라 학습된 제어규칙과 플랜트의 응답결과에 큰 영향을 주었고 이들 값은 플랜트에 대해 뎀핑효과를 나타낸다는 것을 알게 되었다.

회전 서보 플랜트는 일종의 DC 모터 위치제어로서 간단히 PID 제어기를 사용하였고, 불의 위치 제어에는 퍼지 학습 제어기를 사용했을 때가 퍼지제어기를 사용할때보다 제어성능이 우수함을 알 수 있었다. 또한 퍼지 학습 제어기는 임의의 목표치와 외란에 대해서도 우수한 성능을 보였다.

7. 참고 문헌

- [1] L.A.Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision process", IEEE Trans. Syst. Man, Cybernetics, Vol.Smc-3, No.1, pp28-44, Tanuary, 1973.
- [2] E.H.Mamdani, "Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant ", IEEE, Int.Proc, Vol.121, No.12, 1974.
- [3] P.Martin Larsen, "Industrial applications of fuzzy logic control", Int.J. Man-Machine Studies, 1980.
- [4] Michio Sugeno, "An introductory survey of fuzzy control", Information sciences, Vol.36, pp.59-83, 1985.
- [5] Tomohiro Takagi & Michio Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control", IEE Tr. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-15, No.1, pp.116-132.
- [6] Chuen Chien Lee, "Fuzzy logic in control systems :Fuzzy logic controller - Part I, IEEE. Trans. on systems, man, and cybernetics, Vol.20, No.2, 1990.
- [7] Chuen Chien Lee, "Fuzzy logic in control systems : Fuzzy logic controller - Part II, IEEE. Trans. on systems, man, and cybernetics, Vol.20, No.2, 1990.
- [8] M.Mizumoto, "Realization of PID controller by fuzzy control methods", IEEE, 1992.
- [9] 주해호, 이재원, 박창선, "퍼지 제어 시스템을 위한 마이크로컴퓨터 지원 설계", 93년도 정밀학회 추계 학술대회, pp.187-191, 1993,11.
- [10] Chung Byeong-Mook, Oh Jun-Ho, "Autotuning method of membership function in a fuzzy learning controller", Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, Vol.1, No.4, 1993
- [11] 주해호, 이재원, 서영수, "퍼지 추론법 비교에 관한 연구", 한국정밀공학학회 학술대회, pp539-544, 1994
- [12] 정병목, "최적의 퍼지제어규칙을 얻기위한 퍼지학습법", 대한기계학회논문집, 제20권 제2호, pp.309-407, 1996