신경회로망을 이용한 자기 보상 PID 제어기 설계와 자기부양시스템 적용 실험

김희선*, 이창구**, 김성중**
*전북대학교 전기공학과, **전북대학교 전기 · 전자 · 제어공학부

The Design Self Compensated PID Controller and The Application of Magnetic Levitation System

Hee-sun Kim*, Chang-goo Lee**, Sung-joong Kim**
*Def. of electrical engineering, *Faculty of electrical engineering

Abstract - In this paper, we present a self-compensating PID controller which consists of a conventional PID controller that controls the linear components and a neural controller that controls the higher order and nonlinear components. This controller is based on the Harris's concept where he explained that the adaptive controller consists of the PID control term and the disturbance compensating term. The resulting controller's architecture is also found to be very similar to that of Wang's controller. This controller adds a self-tuning ability to the existing PID controller without replacing it by compensating the control errors through the neuro-controller.

When applied to an actual magnetic levitation system which is known to be very nonlinear, it has also produced an excellent results.

1.서론

최근 신경회로망을 이용한 비선형 제어 연구가 활발히 이루어지고 있다. 또한 신경회로망을 이용한 비선형 제어의 성공적인 사례들이 소개되고 있지만 신경회로망의 학습 시간 때문에 초기에 좋은 응답을 기대 할 수 없고 초기 변수와 학습 계수에 민감하기 때문에 실제 산업 현장에 제대로 응용되지 못하고 있는 실정이다. 그리하여 대부분의 비선형 시스템이 선형 부분과 비선형 부분으로 나누어질 수 있다는 것을 착안하여 선형 제어기를 기반으로 하고 신경회로망 회로에 의해 비선형 부분을 보상하는 제어기를 설계하고자 하는 연구들이 이루어지고 있다.

PID 제어기는 구조가 간단하고 PID 계수가 시스템의 특성에 맞게 결정되었다면 시스템의 구조가 바뀌지 않는 한 매우 견실한 제어 특성을 가지고 있기 때문에 아직까지도 현장에서 많이 쓰이고 있다. 그러나 시스템의 동특성이 바뀔 때 PID 계수 또한 바뀌어야 한다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 기존의 PID제어기로 폐루우프 제어를 구성하여 선형 성분을 제어하도록 하고, 고차 및 비선형 성분은 신경회로망 제어기로 구성하여 병행 보상하는 제어 구조를 제시하였다. 이와 같은 구조는 대부분의 적응제어기가 PID제어 항과 외란을 보상하는 항으로 구성되었다는 Harris의 이론에 근거한 것이며[1], Wang의 방법과도 개념적으로 유사하다[2]. 제시한 제어기는 산업현장에 기 설치된 PID제어기를 변형하지 않고 신경회로망으로 제어오차를 보상함으로써 PID제어기로 하여금 적응성을 갖도록 하였다. 다양한 시뮬레이션을 통하여 기존의 방법들과의 성능 비교 분석을 하여 그 우수성을 보였다. 또한, 실제 시스템에서 실용성을 보이기 위해 비선형 시스템인 자기 부양 시스템(Magnetic Levitation System)에 적용하여 실험한 결과 만족할 만한 결과를 얻었다..

2. 자기 보상 PID제어기

최근들어 Wang은 선형회로망과 다층회로망 구조로 변형된 신경회로망을 이용하여 비선형시스템을 인식하고 두 단계로 나누어 제어기를 설계하였다. 먼저, 선형회로망에 기반하여 선형제어기를 설계하고, 다층 신경회로망은 선형회로망에 의하여 비모델화(unmodel)된 외란(disturb-ance) 성분으로 보고 feedforward 제어기에 의하여 선형제어기를 보상하는 새로운 개념을 제시하였다. 이와같은 방법은 비선형 시스템 제어문제를 선형 제어기로 해결하고 비모델화된 성분을 부차적으로 신경회로망으로 보상하는 것으로서 궁극적으로 시간이 경과함에 따라 비선형 성분을 보상하나 초기 제어구간에서 많은 문제점을 갖는다[2].

한편, Harris는 minimum variance형태의 모든 제어기는 PID제어기에 과거 입출력 신호를 필터링한 외란 보상기를 첨가한 구조와 같다는 논문을 발표하였다[1]. 본 논문에서는 Wang이 제시한 개념과 Harris이론에 근거하여 그림 1와 같은 외란 보상 PID제어기를 제안한다.

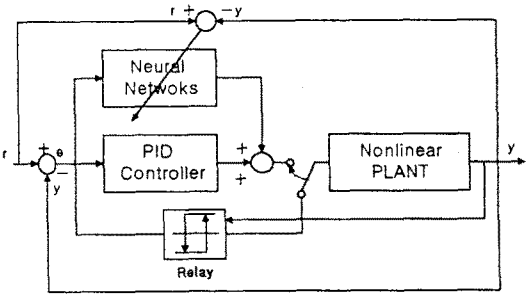

그림 1. 자기 보상 PID 제어기

그림 1에서 선형제어기로는 일반 PID제어기를 채택하고 초기 동조는 릴레이궤환에 의해 수행하며, 비모델화된 비선형 항은 다층 신경회로망에 의하여 보상하도록 한다. 이와같은 구조는 PID제어기로 초기 동조에 의하여 안정되고 견실한 제어기능을 수행토록 하고 시스템 동특성 변화나 비모델 성분은 신경회로망으로 구성된 보상제어기로 교정하도록 함으로써 동특성이 변화하는 비선형 시스템에서도 우수한 제어성능을 얻을 수 있다. 그림 1에서 자기 보상 PID제어기는 식 (1)과 같다.

$$u(k) = u_p(k) + u_n(k) \tag{1}$$

$$u_p(k) = u_p(k-1) + K_p[(e(k) - e(k-1)) + \frac{h}{T_i}e(k) + \frac{T_d}{h}(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2))] \tag{2}$$

$$u_n(k) = f(\mathbf{W}, \{e(k), e(k-1), e(k-2)\}) \tag{3}$$

식 (2)로 표현된 u_p는 일반 불연속 PID제어기이고 식 (3)으로 표현되는 $u_n(k)$은 신경회로망으로 구성된 제어기로서 외란 및 비모델화된 비선형 항을 보상하는 기능을 수행한다. 식 (3)의 W는 연결강도 벡터로서 제어오차가 최소 값이 되도록 실시간으로 학습하며, f()는 활성함수이다.

2.1 릴레이궤환에 의한 초기 동조

지금까지 연구된 신경회로망에 기반한 자기동조 PID제어기의 공통적인 단점은 연결강도, 학습계수 등의 계수설정에 따라 제어성능이 크게 좌우되기 때문에 초기 제어구간에서 안정한 제어를 할 수 없다는 점과 수렴속도가 느리다는 것이었다. 본 논문에서는 초기 연결강도값 즉, PID제어기의 초기 동조값을 릴레이궤환에 의한 임계값으로부터 제공함으로써 안정한 제어를 수행하도록 한다.

초기동조에 의하여 보상되지 못한 비선형 부분이나 운전 중 동특성 변화에 따른 적응력은 병렬로 동작하는 신경회로망 제어기에 의하여 제공한다.

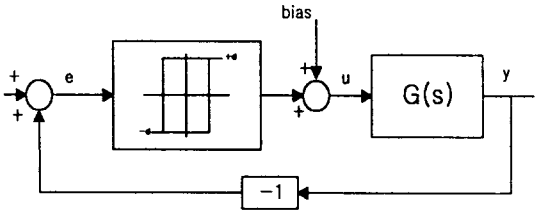

그림 2. 릴레이 궤환

PID제어기 계수의 이득결정은 그림 2와 같이 릴레이 궤환이 형성되었을 경우에 플랜트출력이 일정한 진폭과 주기를 갖고 진동하도록 하고 먼저 임계이득(k_c)과 임계주기(t_c)를 구한다. 그림 2에서 d는 릴레이 진폭이고 ε는 히스테리시스 폭이다. 만약 출력 파형의 첨두치 값이 a라고 한다면 임계이득은 (4)에 의하여 구하고, 임계주기는 출력 진동주기로 한다. 이와 같이 임계값을 구한 후에 PID 동조계수는 Ziegler-Nichols 동조법에 따라 식 (5)와 같이 결정한다[3].

$$k_c = \frac{4d}{\pi a} \tag{4}$$

$$K_p = 0.6k_c,\ T_i = 0.5t_c,\ T_d = 0.25T_i \tag{5}$$

2.2 신경회로망에 의한 온라인 동조

그림 1과 같이 일반 PID제어기와 병렬로 신경회로망 제어기를 구성하고, 신경회로망 제어기로 하여금 일반 PID제어기로 fine 동조가 되지 않은 비선형 부분의 보상 기능과 함께 운전 중에 동특성 변화에 따른 재동조 기능을 실시간으로 수행하도록 한다. 신경회로망의 구조와 학습 방법은 다음과 같다.

신경회로망의 구조는 그림 3에서 보듯 은닉층이 하나 있는 다층 구조이고 입력 층의 노드수는 3개이다. 입력은 각각 {e(k) e(k-1) e(k-2)}이고 출력층은 단일 노드로 제어 입력 $u_n(k)$가 출력된다. 은닉층의 노드수는 7개로 하였다[4].

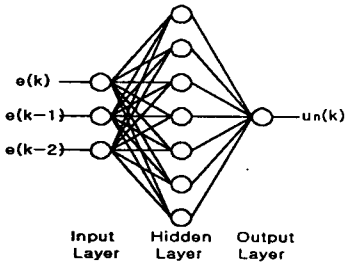

그림 3. 자기 보상 PID제어기에서의 신경회로망의 구조

신경회로망의 출력 $u_n(k)$은 식 (6)과 같다. 식에서 가중치 W는 {e(k), e(k-1), e(k-2)}에 곱해지는 연결강도로써 PID 제어기 계수와 같은 의미를 가진다. 그리고 신경회로망의 학습은 기준 목표값과 시스템의 출력이 같도록 가중치 W를 갱신시키는 형태로 이루어진다.

$$u_n(k) = f(W, \{e(k), e(k-1), e(k-2)\}) \tag{6}$$

가중치 W를 갱신시키기 위한 성능지수 J(t)를 식 (7)과 같이 정의하고 그 때 W(k)의 학습 식은 식 (8)과 같다.

$$J(t) = \frac{1}{2}\{r(t) - y(t)\}^2 \tag{7}$$

$$\begin{aligned} W(t) &= W(t-1) - \eta \frac{\partial J}{\partial W(t-1)} \\ &= W(t-1) + \eta \frac{\partial y^{nn}(t+1)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial W(t)} \end{aligned} \tag{8}$$

3. Levitation 시스템에 적용 실험 및 결과

3.1 자기부양시스템(Magnetic Levitation System)

자기 부양 시스템(MAGLEV) 실험 장비의 개략도는 그림 4와 같다. 제어기는 성질(대역폭, 전압 이득, 등)을 가변할 수 있는 lead compensator로 구성되어있다. ball의 위치를 계측하기 위한 photo-sensor는 적외선을 이용하고 있다.

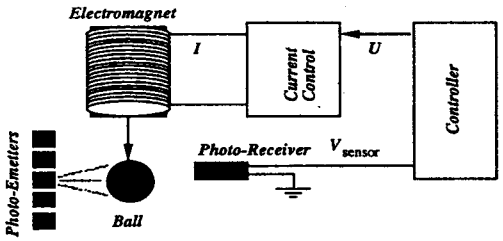

그림 4. 자기 부양 시스템의 개략도

자기 부양 시스템(MAGLEV)은 비선형 모델로써 다음 식 (9)와 같은 전자기학적인 방정식을 갖는다.

$$m\ddot{X} = mg - k\frac{I^2}{X^2} \tag{9}$$

여기서, m은 ball의 질량이고, g는 중력상수 , X는 ball의 위치, I는 전자기에 흐르는 전류값, k는 상수이다.

3.2 초기 응답

레퍼런스 입력 r(t)=0.5sin(4πt)-0.5이고, 샘플링 시간은 0.01초이다. 다음 그림들의 y축은 ball의 지구중심 방향으로의 수직 위치이면 단위는 (cm)이다. x축은 샘플링 시간에 따른 카운터의 숫자를 나타내고 있다.

그림 5와 6은 각각 일반 PID 제어기와 자기 보상 PID 제어기의 초기 응답 곡선으로써 일반 PID 제어기보다 정상 상태 오차를 신경회로망을 이용한 자기 보상 PID 제어기가 빠른 속도로 보상됨을 알 수 있다.

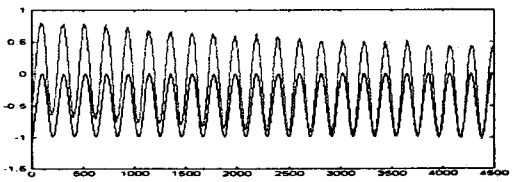

그림 5. 일반 PID 제어기의 초기 응답 곡선

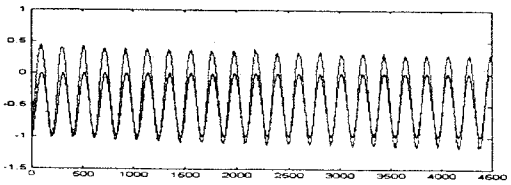

그림 6. 자기 보상 PID 제어기의 초기 응답 곡선

3.3 시스템 동특성 변화에 따른 응답 실험

자기 부양 시스템은 다음 식 (10)과 같은 ball의 위치 x와 u에 의한 비선형 방정식이다. 시스템 동특성 변화에 대한 일반 PID제어기와 신경회로망을 이용한 자기 보상 PID 제어기의 특성을 비교하기 위해 k=480일때 식 (11)과 같이 시스템의 식을 가변 하였다.

$$x(k)=f(x,u) \tag{10}$$

$$x(k)=f(x.u)+x(k-1) \tag{11}$$

그림 7 일반 PID 제어기 일 때 자기 부양 시스템의 응답 곡선인데 일반적으로 알려졌듯이 PID 제어기가 시스템의 특성 변화에 민감함을 볼 수 있다. 그림 8은 신경회로망을 이용한 자기 보상 PID제어기의 응답 곡선으로써 병렬로 연결된 신경회로망 제어기의 학습 능력 때문에 시스템 동특성에도 강인한 제어 특성을 보여주는 응답을 얻었다.

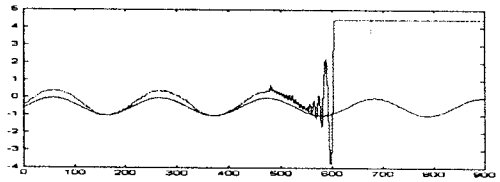

그림 7. 시스템 동특성 변화에 대한 일반 PID 제어기의 응답 곡선

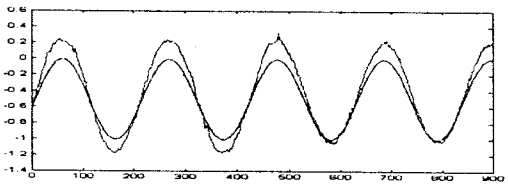

그림 8. 시스템 동특성 변화에 대한 자기 보상 PID 제어기의 응답 곡선

6.4 외란에 대한 응답 실험

자기 부양 시스템에 있어서 일반 PID 제어기와 자기 보상 PID 제어기의 외란에 대한 각각의 제어기의 특성 비교를 위해서 k=480일때 식 (12)와 같이 출력에 0.2(40%)의 외란을 주었다.

$$x(k)=f(x,u)+0.2 \tag{12}$$

그림 9와 그림 10은 각각 일반 PID제어기와 신경회로망을 이용한 자기 보상 PID 제어기의 응답 곡선이다. 그림에서 보여 주듯이 두 제어기 모두가 외란에 강인한 제어 특성을 가지고 있다.

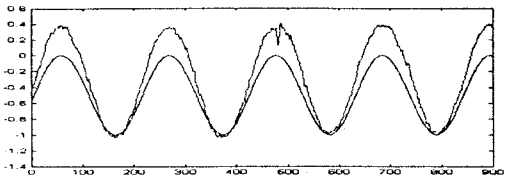

그림 9. 외란에 대한 일반 PID 제어기의 응답 곡선

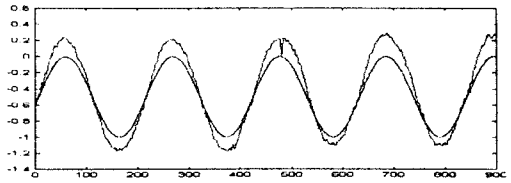

그림 10. 외란에 대한 신경회로망을 이용한 자기 보상 PID 제어기의 응답 곡선

4. 결론

위 실험을 통해 비선형 시스템 제어에 있어 신경회로망을 이용한 자기 보상 PID 제어기는 구조가 간단하고 비선형 시스템에서도 초기 PID 계수가 시스템에 맞게 초기 동조된다면 강인 제어 특성을 가지는 PID 제어기의 장점과 비선형 제어에 적합하고 시스템의 변화와 외란에 학습 능력이 있는 신경회로망 제어기의 장점을 가지고 있고 또한 PID 제어기의 단점인 시스템 동특성 변화에 민감하다는 단점과 신경회로망의 초기 응답이 나쁘다는 서로의 단점을 보상한 제어기임을 알 수 있다.

또한 기 설치되어 있는 선형 제어기(PID)를 교체하지 않고 병렬로 연결하여 PID 제어기가 적응성을 갖도록 하기 때문에 현장 적용에 용의 하다.

마지막으로 실제 비선형 시스템인 공중부양시스템으로 알려진 자기부양시스템(Magnetic Levitation System)에 신경회로망에 의해 자기 보상 PID 제어기를 적용한 결과 실제 시스템에서 우수한 적용성을 보여주었다.

[참 고 문 헌]

[1] T. J. Harris and J. F. MacGREGOR, "An overview of discrete stochastic controllers: generalized PID algorithms with dead-time compensation," The canadian J. of Chemical Eng., Vol. 60, pp. 425-432, 1982

[2] Wang Fuli and et. all, "Neural network pole placement controller for nonlinear systems through linearization," Proc. of the ACC, pp. 1984-1988, 1997

[3] K. J. Astrom and T. Hagglund, "Automatic tuning of PID controllers," ISA, NC, 1995

[4] Y. Ishida and et. all, "Nonlinear PID controller using neural networks," IEEE International Conf. on Neural Networks, pp. 811-814, 1997

[5] Watanabe, K., "Adaptive estimation and control, partitioning approach," Prentice-hall, 1992

[6] Ahmed, M. S. and Tasadduq, I. A., "Neural-net control for nonlinear plants: design approach through liniearization," IEE Proc. Control Theory Application., Vol. 141, No. 5, pp. 315-322, 1994

[7] K. C. Chan and S. S. Leong, "A neural network PI controller tuner," Artificial intelligence in engineering, Vol. 9, pp. 167-176, 1995

[8] Tan, Y and R. De Keyser, "Adaptive PID control with neural network based predictor," pp. 1490-1494, CONTROL'94, March 1994.