

간단한 신경회로망 구조를 갖는 비선형 PID 제어기

정경권*, 김주웅*, 정성부**, 김한웅***, 엄기환*

*동국대학교 전자공학과, **서일전문대학교 전자과, ***안성산업대학교 전자공학과
kihwanum@cakra.dongguk.ac.kr

Nonlinear PID Controller with Simple Neural Network Structure

Kyung-kwon Jung*, Joo-woong Kim*, Sung-boo Chung**, Han-woong Kim***, Ki-hwan Eom*

*Dept. of Electronic Eng., Dongguk University,

**Dept. of Electronics, Seoil College

***Dept. of Electronic Eng., Ansung National University

kihwanum@cakra.dongguk.ac.kr

요 약

많은 분야에서 널리 사용되고 있는 PID 제어기의 형태는 오차를 갖는 폐루프 시스템으로 구성되며, PID 제어기는 비례, 적분, 미분 제어기로 나누어진다. PID 제어기의 형태가 여러 가지로 제안되고 있지만 보다 중요한 것은 PID 제어기의 파라미터들을 어떻게 적절히 정하느냐 하는 파라미터 조정 문제이다. 실제로 산업 현장에 설치되어 있는 PID 제어기는 대부분 숙련된 기술자에 의해 수동 조작에 의한 시행 착오(trial and error) 법으로 동조되고 있다. 이 경우는 많은 노력과 시간이 소비되고, 외란(disturbance)이 첨가될 경우 적절히 동조된다는 보장도 없다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하고자 신경회로망을 이용하여 PID 제어기의 파라미터를 동조하는 제어 방법을 제안하였다. 단일 뉴런으로 구성하여 구조가 간단하고, 학습에 의한 성능 개선이 가능하다. 오차 역전파(Error Back-Propagation) 알고리즘에 의하여 PID 파라미터가 되는 가중치를 자동 동조하는 방법이다. 제안한 방식의 유용성을 보이기 위해 DC 서보 모터와 비선형 시스템인 단일 관절 매니플레이터를 대상으로 시뮬레이션을 하였다.

I. 서 론

1957년 미국의 Frank Rosenblatte에 의해 최초의 퍼셉트론이란 신경회로망이 발표된 이후 현재까지 패턴인식, 음성합성, 수증전파탐지, 시스템 모델링 및 제어, 최적화 및 적응제어 등 많은 분

야에 응용되고 있다.

신경회로망은 정보를 분산된 형태로 코드화하고, 병렬 분산 처리되며, 학습이나 훈련을 통해 연결강도를 조정함으로써 새로운 정보를 추가하거나 변경할 수 있는 적응 특성을 가지고 있다.[1][2]

정보통신기구나 자동화 기기 등에 지금까지도 많이 사용되는 제어 방식의 형태는 PID (Proportional, Integral and Derivative) 제어 방식이다. 1940년대 이후 OP-Amp를 이용하여 아날로그로 제어 방식으로 구현되던 PID 제어는 최근에 이르러 마이크로프로세서를 이용한 디지털 제어 방식으로 대체되고 있는 추세이다. 근래에 보다 정교한 현대 제어 이론들(최적 제어, 강인 제어, 모델 예측 제어, 적응 제어 등)이 개발되었지만 PID 제어는 현장 기술자들이 쉽게 조작할 수 있고, 노이즈에 강인한 성능이 있으며, 구현이 용이하다는 특성 때문에 널리 상용되고 있다.[3][4]

PID 제어의 형태가 여러 가지로 제안되고 있지만 보다 중요한 것은 PID 제어의 파라미터들을 어떻게 적절히 정하느냐 하는 파라미터 조정 문제이다. 실제로 현장에 사용되고 있는 PID 제어 방법은 대부분 숙련된 기술자에 의해 수동 조작에 의한 시행 착오(trial and error) 법으로 조정되고 있다. 이 경우는 많은 시간이 소비되고, 외란(disturbance)이 첨가될 경우 안정하게 조정된다는 보장도 없다. 또, 시스템의 구조가 복잡하거나 정확히 알 수 없는 경우에 대상 시스템의 특성을 정확하게 나타내는 수학적 모델을 구하기가 어려울 뿐만 아니라 계수들을 적절하게 조정하기가 어렵다. 따라서, PID 제어 방식의 가장 큰 문제점인 PID 파라미터의 체계적인 동조 방법과 이를 위한 연구들이 이루어지고 있다.[5][6]

본 논문에서는 간단한 신경회로망을 이용하여 PID 제어기의 파라미터를 동조하는 방법을 제안한다. 대부분의 경우 다층 구조의 신경회로망을 사용하여 출력층에 3개의 출력값을 PID의 파라미터로 사용하는데, 본 논문에서는 단일 뉴런을 이용하여 PID의 파라미터를 조정한다. 뉴런의 입력으로 3개의 PID의 입력 오차신호를 주고, 각각의 입력에 대한 뉴런의 weight를 PID의 파라미터로 하여 오차 역전파 알고리즘으로 weight를 조정한다. 기존의 다층 구조의 신경회로망보다 구성이 간단하고, 수행 속도가 빠르며, 뉴런의 비선형 활성화 함수를 거치지 때문에 비선형성이

있는 플랜트에 적용할 수 있다. 시뮬레이션을 통해 제안한 방식의 유용성을 확인한다.

II. PID 제어기

PID 제어는 3가지 제어 동작 즉, 비례 동작(proportional action), 적분 동작(integral action), 미분 동작(derivative action)을 조합하여 이루어진다. 비례 동작의 기능은 기준 입력과 출력 결과의 오차(error)에 비례하여 제어하는 것으로서 시스템의 안정도를 높이고 오버슈트(overshoot)의 크기를 적게 한다. 또한, 진동(oscillation)이 발생하는 경우, 그 진동의 진폭을 적게 하는 기능을 갖는다. 그러나, 비례 동작으로 인하여 정상 상태(steady state) 도달 시간이 길어지거나 정상 상태 오차가 발생하는 단점이 있다. 적분 동작의 경우, 지연 시간을 발생시켜 시스템을 진동시키기 쉽고 안정도를 저하시킨다. 이 역시 정상 상태 도달 시간을 길게 한다. 즉, 과도 응답 특성을 저하시킨다는 단점이 있다. 미분 동작은 오차의 시간에 대한 미분값에 비례하여 이루어지며, 급격한 외란에 대하여 큰 제어 입력을 주어 신속하게 원래의 제어 상태로 되돌아가도록 함으로써 정상 상태 도달 시간이 빠르게 하는 기능을 갖지만, 출력의 갑작스러운 변화를 유발하기도 한다. 그러므로, 실제 제어를 수행하는 경우 이 3가지 제어 동작의 상호 장단점을 보완해주기 위하여 이들의 조합으로 이루어지는 PI 제어, PD 제어, PID제어 형태가 사용된다. 이 중에서 일반적으로 널리 사용되는 제어 형태는 PI 제어, PID 제어이다.[5][6]

제어 목적을 이루기 위해서 제어 시스템은 여러 가지의 방식으로 구성될 수 있다. 이러한 방식은 플랜트(plant)와 제어기(controller)의 위치에 따라 직렬 보상 방식, 궤환 보상 방식, 직렬 궤환 방식, 전방향 보상 방식, 상태 궤환 방식 등으로 나눌 수 있다.[7][8]

PID 제어기의 입출력 관계식은 식 (1)과 같이 표시된다.

$$u(t) = K \left[e(t) + \frac{1}{T_I} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_D \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (1)$$

여기서 K 는 이득 상수, T_I 는 적분 시간, T_D 는 미분 시간이고, $u(t)$ 는 제어기의 출력 즉 플랜트의 입력이고, $e(t)$ 는 오차이다.

순환형 알고리즘으로 표현을 하면 식(2)와 같다.

$$u(n) - u(n-1) = q_0 e(n) + q_1 e(n-1) + q_2 e(n-2) \quad (2)$$

여기서

$$q_0 = k(1 + T_D/T_0),$$

$$q_1 = -K(1 + 2T_D/T_0 - T_0/T_I),$$

$$q_2 = KT_D/T_0 \text{ 이다.}$$

이 식을 정리하면 식 (3)과 같다.[9]

$$u(n) = u(n-1) + K_P(e(n) - e(n-1)) + K_I e(n) + K_D(e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)) \quad (3)$$

여기서 $K_P = K$, $K_I = KT_0/T_I$, $K_D = KT_D/T_0$ 이고, 각각은 비례, 적분, 미분 파라미터이다.

III. 제안한 PID 제어기

생물체의 신경의 정보처리 기능을 구현한 최초의 모델은 1943년에 McCulloch와 Pitts에 의해 발표되었으며, 1957년 Rosenblatt에 의해 발표된 신경회로망 모델은 학습 기능을 갖추었다.[1][2]

단일 뉴런으로 구성된 신경회로망은 그림1과 같은 구조로서 이것은 독립적으로 사용되기도 하고, 다른 신경회로망의 일부가 되기도 한다.[10]

뉴런의 입출력관계를 보면 식(4)와 같다.

$$X = x_1 w_1 + x_2 w_2 + x_3 w_3 + \dots + x_n w_n$$

$$y = f(X + \theta) \quad (4)$$

여기서 θ 는 바이어스이다.

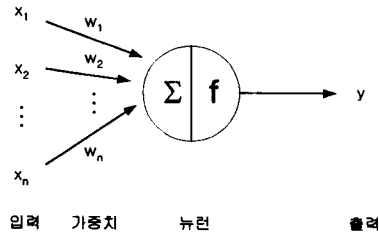


그림1. 뉴런의 구조

제안하고자 하는 방식은 그림2와 같이 신경회로망의 입력을 3개로 하고, 각각의 입력을 PID 제어기의 오차를 이용하여 만든다면 뉴런에서의 3개의 연결강도(weight)는 각각 K_p , K_i , K_d 가 된다.

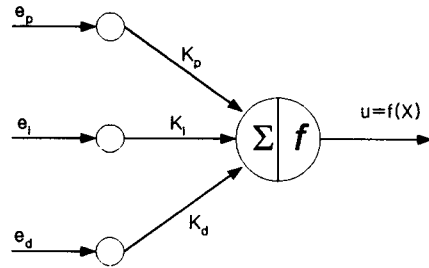


그림2. 제안한 방식

뉴런의 입력은 식(5)와 같다.

$$X = K_p e_p + K_i e_i + K_d e_d \quad (5)$$

여기서 e_p , e_i , e_d 는 식(6)과 같다.

$$e_p = e(t) - e(t-1)$$

$$e_i = e(t)$$

$$e_d = e(t) - 2e(t-1) + e(t-2) \quad (6)$$

시스템의 입력은 식(7)과 같으며,

$$u = f(X) \quad (7)$$

신경회로망에서 활성화 함수는 식(8)의 sigmoid 함수를 사용한다.

$$f(X) = \frac{2}{1 + e^{-X}} - 1 \quad (8)$$

제안한 신경회로망 PID 제어기를 이용한 전체 시스템의 블록 선도는 그림3과 같다.

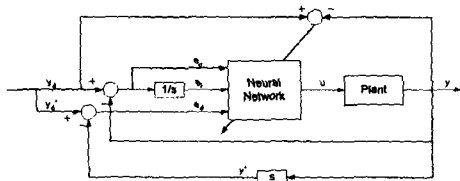


그림3. 신경회로망을 이용한 PID 제어기의 블록선도

Gradient descent법을 사용하여 오차가 최소가 되도록 신경회로망의 가중치를 조정하며, 조정되는 값은 연결강도(weight), 즉 PID 제어기의 파라미터이다.

오차 함수 $E(t)$ 는 식(9)와 같으며,

$$E(t) = \frac{1}{2} [y_d(t) - y(t)]^2 \quad (9)$$

여기서 $y_d(t)$ 는 목표값이다.

각각의 PID 제어기의 파라미터는 다음과 같이 조정된다.

$$\begin{aligned} K_p(t+1) &= K_p(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial K_p} \\ K_i(t+1) &= K_i(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial K_i} \\ K_d(t+1) &= K_d(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial K_d} \end{aligned} \quad (10)$$

Chain rule을 이용하여 위의 식을 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial K_p} &= \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial K_p} \\ &= -(y_d - y) \frac{\partial y}{\partial u} f(x) e_p \\ \frac{\partial E}{\partial K_i} &= \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial K_i} \\ &= -(y_d - y) \frac{\partial y}{\partial u} f(x) e_i \\ \frac{\partial E}{\partial K_d} &= \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial K_d} \\ &= -(y_d - y) \frac{\partial y}{\partial u} f(x) e_d \end{aligned} \quad (11)$$

여기에서 $\frac{\partial y}{\partial u} = 1$ 로 하였다.

IV. 시뮬레이션

DC 서보 모터와 비선형 시스템인 단일 관절 매니퓰레이터를 대상으로 시뮬레이션을 하였다.

DC 서보 모터의 상태 방정식은 식(12)와 같다.

$$\frac{T}{K_t} \dot{\theta}(t) + \frac{1}{K_t} \theta(t) = V \quad (12)$$

여기서 θ , $\dot{\theta}$, $\ddot{\theta}$ 는 각각 DC 서보 모터의 각변위, 각속도, 각가속도를 나타내고, V 는 DC 서보 모터의 입력전압을 나타내며 시스템의 상수 T 와 K_t 는 각각 다음과 같다.

$$T = \frac{JR}{K_b K_m + Rf} \quad (13)$$

$$K_t = \frac{K_m}{K_b K_m + Rf} \quad (14)$$

이다.

J 는 관성모멘트로 $28 \times 10^{-6} [\text{kgm}^2]$ 이고, R 은 권선 저항으로 $5.5 [\Omega]$ 이고, K_b 는 역 기전력으로 $67 \times 10^{-3} [\text{kgm}^2]$ 이고, K_m 은 토크상수로 $68 \times 10^{-3} [\text{Vsrad}^{-1}]$ 이고 f 는 마찰계수로 $10 \times 10^{-3} [\text{Nm}]$ 의 사양을 갖는다. 식(12)에 대하여 Runge-Kutta fourth order 알고리즘을 이용하여 10[msec] 스텝사이즈 간격으로 하여 시뮬레이션 하였다. 신경회로망의 학습률 $\eta = 0.8$ 로 하고, 기준계적은 식(15)와 같다.

$$y_d = \sin(t/2) \quad (15)$$

그림4는 출력 곡선으로 기준 계적을 잘 수렴하고 있으며, 오차 곡선은 그림5와 같다.

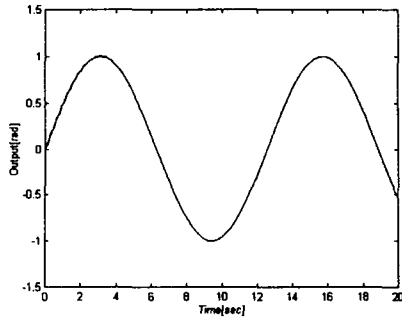


그림4. 출력 곡선

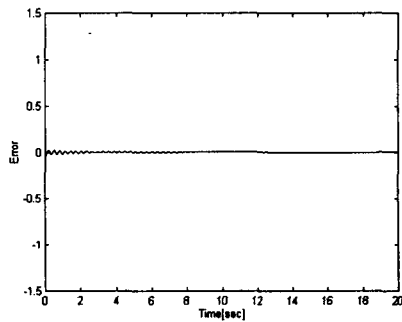


그림5. 오차 곡선

그림5와 같이 거의 거의 오차가 없음을 확인하였으며, PID의 파라미터인 K_p , K_i , K_d 는 그림6과 같다.

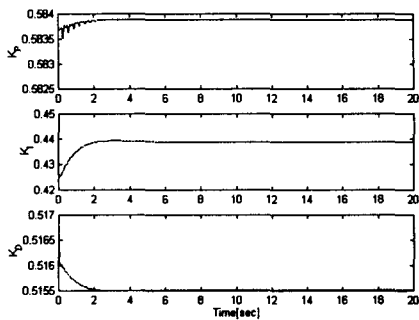


그림6. K_p , K_i , K_d 파라미터 값

식 (16)으로 표현되는 비선형성의 단일 관절

매니플레이터에 대해 시뮬레이션을 하였다.

$$m l^2 \ddot{\theta} + B \dot{\theta} + m g l \cos(\theta) = \tau \quad (16)$$

여기서 θ , $\dot{\theta}$, $\ddot{\theta}$ 는 각각 매니플레이터의 각 변위, 각속도, 각가속도를 나타내고, τ 는 매니플레이터의 입력으로서 관절에 가해지는 토크이며, m , l , B , g 는 각각 매니플레이터 링크의 질량, 길이, 마찰계수, 중력가속도를 나타내며, 값은 각각 $m=0.1[kg]$, $l=1[m]$, $B=0.4[kg \cdot m^2/s]$, $g=9.8[m/s^2]$ 이다.

식 (16)에 대하여 Runge-Kutta fourth order 알고리즘을 이용하고, 10[ms] 스텝 사이즈 간격으로 하였다. 신경회로망의 학습률 $\eta=0.8$ 로 하고, 기준계적은 식(17)과 같다.

$$y_d = \frac{1}{2} \sin(t/2) \quad (17)$$

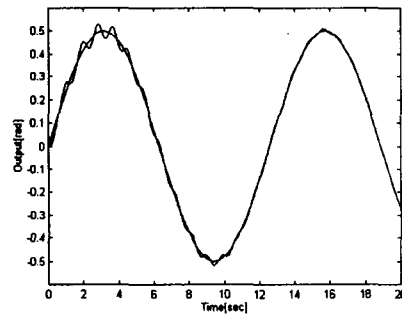


그림7. 출력 곡선

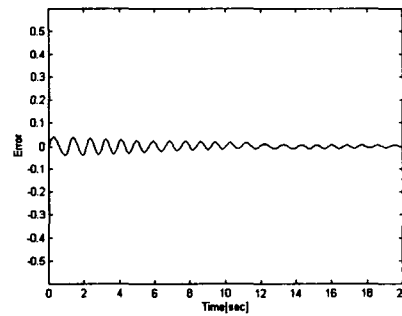


그림8. 오차 곡선

그림7은 출력 곡선이며 이에 대한 오차곡선은

그림8이다.

그림에서와 같이 초기에 오차가 약간 있고 시간이 지남에 따라 감소하였다. 이때의 PID 제어기의 파라미터는 그림9와 같다.

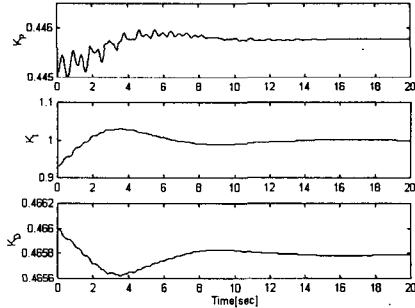


그림9. Kp, Ki, Kd 파라미터 값

두 시뮬레이션 결과에서 좋은 추종 특성을 얻을 수 있었다. 또한 PID 제어기의 파라미터가 학습을 거치면서 최적의 값으로 수렴하였다.

V. 결론

본 논문에서는 간단한 신경회로망 구조를 갖는 비선형 PID 제어기를 제안하였다. 신경회로망의 처리소자인 뉴런을 이용하여 오차 형태의 입력을 가하면 뉴런의 연결강도가 조정하고자 하는 PID 제어기의 파라미터이다. Gradient descent법에 의해 연결강도를 조정하였다. 제안한 방식은 단일 뉴런으로 구성하여 구조가 간단하고, 비선형 함수를 거치기 때문에 비선형 시스템에 적용하였을 때에도 좋은 특성을 얻을 수 있다.

DC 서보 모터와 비선형 시스템인 단일 관절 매니퓰레이터를 대상으로 시뮬레이션 한 결과 좋은 성능을 확인하였다.

참고 문헌

[1] R. P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets," IEEE, ASSP

Mag., vol.4, pp.4-22, 1987.4.

- [2] B. Widrow and M. A. Lehr, "Thirty years of adaptive neural network: Perceptron, Maldaline, and back-propagation," Proc. IEEE, vol.78, no.9, pp.1415-1441, 1990.10.
- [3] Peter J. Gawthrop and Panos E. Nomikos, "Automatic tuning of commercial PID controllers for single-loop and multi-loop applications," IEEE Control System, Mag., pp.34-42, 1990.1.
- [4] R. Kofahl and R. Isermann, "A simple method for automatic tuning of PID controllers based on process parameter estimation," ACC, Boston, vol.2. pp. 1143-1148, 1985.
- [5] Saiful Akhyar and Siegeru Omatu, "Neuromorphic Self-Tuning PID Controller," IEEE, vol.1. pp.552-557, 1993.
- [6] J. G. Ziegler, N. B. Nichols, "Optimum settings for automatic controllers," Trans. ASME, pp.759-768, 1942.
- [7] K. J. Åström, T. Hägglund, "Automatic tuning of simple regulator with specifications on phase and amplitude margins," Automatica, vol.20, no.5, pp. 645-651, 1984.
- [8] Y. Nishikawa, "A method for auto-tuning of PID control parameters," Automatica, vol.20, no.3, pp.321-332, 1984.
- [9] Katsuhiko Ogata, *Discrete time control systems*, Prentice-Hall Inc., 1987, pp. 199-207.
- [10] L. Jin, P. N. Nikiforuk, M. M. Gupta, "Direct adaptive output tracking control using multilayered neural networks," IEEE Proceedings-D, vol.140, no.6, pp.393-398, 1993.11.