

자기 궤환 뉴런을 가진 자동 동조 PID 제어

정경권*, 김경수*, 김인*, 엄기환*

*동국대학교 전자공학과

Auto-Tuning PID Control with Self-Feedback Neurons

Kyung-kwon Jung*, Kyung-soo Kim*, Ine Gim*, Ki-hwan Eom*

Dept. of Electronic Eng., Dongguk University

E-mail : kwon@cakra.dongguk.ac.kr

요 약

본 논문에서는 산업 현장에서 일반적으로 많이 사용되고 있는 PID 제어기의 비례, 적분, 미분 파라미터를 다층 신경회로망을 이용하여 자동으로 동조하는 방법을 제안한다. 제안한 방식은 자기 궤환 뉴런을 가진 다층 신경회로망이 플랜트의 입력과 출력을 이용하여 PID 제어기의 파라미터들을 학습에 의하여 자동 동조한다. 다층 신경회로망은 자기 궤환 뉴런을 이용하여 입력층, 은닉층, 출력층의 3층으로 구성되고, 출력은 3개의 값을 갖는다. 이것은 PID 제어기의 비례(P), 적분(I), 미분(D) 파라미터로 사용된다. 이 값들은 특정한 값으로 고정되는 것이 아니라 제어 수행 과정 중에서도 다층 신경회로망의 학습에 의해 계속 변화된다. DC 서보 모터와 단일 관절 매니플레이터를 대상으로 시뮬레이션을 통해서 제안한 방식의 유용성을 확인한다.

ABSTRACT

In recent years, a PID controller has been used as a major control method in real control processes. This controller requires a determination of PID control gains. But it is difficult to select the best gains theoretically. Thus there have been many approaches to determine them empirically. Most of them are based on experience and knowledge. In this paper, we proposed a tuning method of the PID parameters by using neural network. To show effectiveness of the proposed method, the simulation of DC motor and one link manipulator position control is carried out.

1. 서 론

산업 현장의 공정 제어에 일반적으로 많이 사용되는 제어 알고리즘의 형태는 PID (Proportional, Integral and Derivative) 제어기이다. 1940년대 이후 OP-Amp를 이용하여 아날로그로 제어 방식으로 구현되던 PID 제어기는 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 제어기는 현장 기술자들이 쉽게 조작할 수 있고, 노이즈에 강인한 성능이 있으며, 구현이 용이하다는 특성 때문에 산업 현장에 널리 상용되고 있다[1][2].

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 시간이 소비되고, 외란(disturbance)이 첨가될 경우 적절히 동조된다는 보장도 없다. 또한 제어 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 제어기의 가장 큰 문제점인 PID 파라미터의 체계적인 동조 방법과 이를 위한 연구들이 이루어지고 있다[2].

신경회로망은 인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적인 뇌의 뉴런(neuron)을 모델화하여 인공적으로 지능을 만드는 것이다. 즉 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 뉴런과 이들의 연결 관계를 단순화시켜 수학적으로 모델링하여 인간의 두뇌가 나타내는 지능적 형태를 구현하는 것이다. 병렬 시스템인 인간의 두뇌를 수학적으로 모델링하여 만든 인공적인 두뇌를 공학이나 기타 여러 분야에 적용시키려고 하는 것이 신경회로망의 연구 목적이다. 1957년 Rosenblatt에 의해 발표된 최초의 신경회로망 모델인 단층 퍼셉트론은 1980년대 중반에 하나 이상의 은닉층을 갖는 다층 퍼셉트론 즉 다층 신경회로망 이론이 제안되었다. 다층 신경회로망 이론은 출력층의 오차를 역전파 형식으로 전파하여 신경회로망의 연결강도를 조정하므로써 비선형 사상을 모형화 할 수 있는 학습력으로, 불확정 시스템을 제어할 때 매우 훌륭한 잠재력을 가지고 있다[2][3][4].

본 논문에서는 기술자의 지식이나 경험에 의하지 않고 자기 궤환 뉴런을 가진 다층 신경회로망을 사용하여 PID 제어기의 파라미터를 조절하는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 PID 제어기의 파라미터를 기준 궤적과 실제 출력의 오차에 의해 학습을 하여 얻는 방법이다. 자기 궤환 뉴런을 이용하여 입력층, 은닉층, 출력층의 3층으로 구성된 다층 신경회로망을 사용하고, 다층 신경회로망의 출력은 3개의 값을 갖는다. 이것은 PID 제어기의 비례(P), 적분(I), 미분(D) 파라미터로 사용된다. 이 값들은 특정한 값으로 고정되는 것이 아니라 제어 수행 과정 중에서도 신경회로망의 학습에 의해 계속 변화한다.

제안한 방식의 유용성을 알아보기 위하여 DC 서보 모터의 추종 제어에 대한 시뮬레이션과 실험을 통하여 기존의 다층 신경회로망을 이용하는 PID 제어 방법과 제어 성능을 비교 검토한다.

II. PID 제어 방식

PID 제어는 3가지 제어 동작 즉, 비례 동작(proportional action), 적분 동작(integral action), 미분 동작(derivative action)을 조합하여 이루어진다. 먼저, 비례 동작의 기능은 기준 입력과 출력 결과의 오차(error)에 비례하여 제어하는 것으로서 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. 결과적으로, 미분 동작은 비례 동작이나 적분 동작에서 발생하는 문제점을 해결해 주는 역할을 한다. 그러므로, 실제 제어를 수행하는 경우 이 3가지 제어 동작의 상호 장단점을 보완해주기 위하여 이들의 조합으로 이루어지는 PI 제어, PD 제어, PID 제어 형태가 사용된다. 이 중에서 일반적으로 널리 사용되는 제어 형태는 PI 제어, PID 제어이다.[5]

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 있는데, 본 논문에서는 그림 1과 같은 방식을 이용한다.

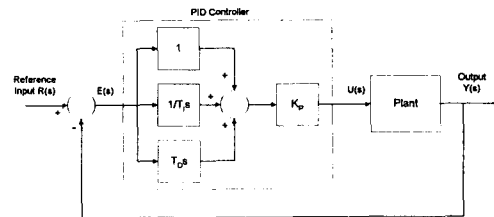


그림 1. PID 제어기 시스템 구성도

연속형 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. 컴퓨터 프로그램에 적합한 순환형 PID 알고리즘을 유도하면 식 (2)와 같다.

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

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

III. 제안한 제어 방식

다층 신경회로망을 이용한 PID 제어기의 제어 성능을 개선하기 위하여 그림 2와 같은 자기 궤환 뉴런을 사용하는 제어 방식을 제안한다.

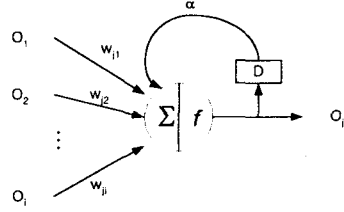


그림 2. 자기 궤환 뉴런

제안한 자기 궤환 뉴런을 가진 다층 신경회로망 PID 제어기를 수학적으로 표현하면 다음과 같다. 뉴런 j 의 입력을 net_j 라 하면

$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} O_i \quad (3)$$

이다. 뉴런 j 의 출력은 식 (4)와 같다.

$$O_j = f(net_j + v_j) \quad (4)$$

여기서 α 는 자기 궤환 상수이며, v_j 는 자기 궤환 항으로

$$v_j(t) = \alpha O_j(t-1) \quad (5)$$

이다.

제안한 자기 궤환 뉴런을 가진 다층 신경회로망의 구조는 그림 3과 같다.

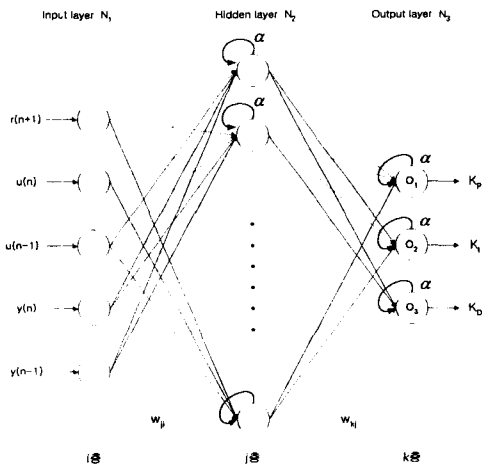


그림 3. 제안한 신경회로망의 구조

Gradient descent법에 의한 오차 역전파 방법으

로 다층의 뉴런을 학습할 수 있다. 출력층의 일반화된 오차 δ_k 를 구하면 식(6)과 같으며,

$$\delta_k = (t_k - O_k) f'(net_k) \quad (6)$$

은닉층의 일반화된 오차를 구하면 식(7)과 같다.

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_{k=1}^K \delta_k w_{kj} \quad (7)$$

여기서 t_k 는 신경회로망이 추종하기 위한 목표이고, O_k 는 신경회로망의 출력, $f(x)$ 는 $f(x)$ 의 x 에 대한 미분값이고, w_{ji} 는 i 층 뉴런에서 j 층 뉴런으로의 연결 강도이다.

Δw_{kj} 와 Δw_{ji} 를 이용해서 연결 강도를 변화시키면 출력층에서는

$$\Delta w_{kj}(n+1) = \eta \delta_k O_j \quad (8)$$

이고, 은닉층에서는

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta_j O_i \quad (9)$$

로 된다.

이상과 같이 역전파 알고리즘을 사용하여 자동 동조 PID 제어 알고리즘을 수행하기 위하여 PID 제어기를 이산형으로 나타내면 식 (2)와 같다. $r(n)$ 은 목표값, $y(n)$ 은 시스템의 출력이라고 하면, 오차 $e(n)$ 은 식(10)과 같다.

$$e(n) = r(n) - y(n) \quad (10)$$

K_P , K_I , K_D 를 다층 신경회로망을 이용하여 자동 조정하기 위해서 역전파 알고리즘을 사용하는 전체적인 제어 시스템의 블록선도는 그림 4와 같다.

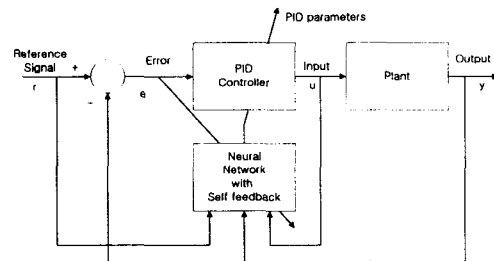


그림 4. 신경회로망을 이용하는 자동 동조 PID 제어기의 블록선도

역전파 알고리즘을 사용하기 위해 목적 함수

J 는 식(11)이며, gradient descent법을 이용하여 오차 e 가 최소가 되도록 신경회로망의 연결강도를 조정한다.

$$J = \frac{1}{2} e(n+1)^2 \quad (11)$$

출력층의 연결강도 w_{kj} 는 식(12)에 의해 수정되며,

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta \delta_k O_j \quad (12)$$

여기서 δ_k 는

$$\delta_k = - \frac{\partial J}{\partial net_k} \quad (13)$$

이다.

연쇄 법칙(chain rule)을 이용하면 식(14)와 같다.

$$\delta_k = e(n+1) \frac{\partial y(n+1)}{\partial u(n)} \frac{\partial u(n)}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \quad (14)$$

그리고, 다음을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial u(n)}{\partial O_k} = \begin{cases} e(n) - e(n-1), & \text{for } k=1 \\ e(n), & \text{for } k=2 \\ e(n) - 2e(n-1) + e(n-2), & \text{for } k=3 \end{cases} \quad (15)$$

여기서는 시스템의 Jacobian인 $\frac{\partial y(n+1)}{\partial u(n)}$ 을 구하여야 하는데, 이것을 학습률 η 에 포함시켜서 조정한다. 이것은 신경회로망이 제어될 플랜트나 그 환경 모델이 필요하지 않고, 불확실성이나 플랜트의 환경의 변화에 적응이 가능하고, 학습에 의한 성능 개선이 가능한 장점을 이용한 것이다.

IV. 시뮬레이션

제 III장에서 제안한 제어방식의 유용성을 보기 위하여 DC 서보 모터와 단일 관절 매니퓰레이터에 대하여 PC 상에서 C++을 사용하여 시뮬레이션을 하였다.

4.1 DC 서보 모터에 대한 시뮬레이션

DC 서보 모터의 상태 방정식은 식 (16)과 같다.

$$\frac{T}{K_t} \dot{\theta}(t) + \frac{1}{K_t} \theta(t) = V \quad (16)$$

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

$$T = \frac{JR}{K_b K_m + Rf} \quad (17)$$

$$K_t = \frac{K_m}{K_b K_m + Rf} \quad (18)$$

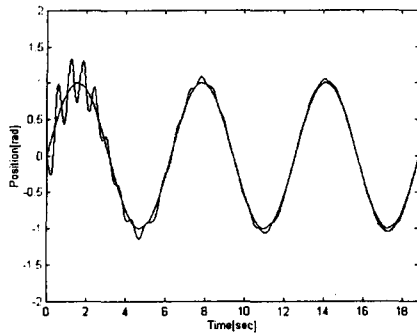
이다.

J 는 관성모멘트로 $28 \times 10^{-6} [\text{kgm}^2]$ 이고, R 는 권선저항으로 $5.5 [\Omega]$ 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(16)에 대하여 Runge-Kutta fourth order 알고리즘을 이용하여 5[msec] 스텝 사이즈 간격으로 하여 기존의 PID 제어 방식과 제안한 방식을 시뮬레이션 하여 제어 성능을 비교 검토한다.

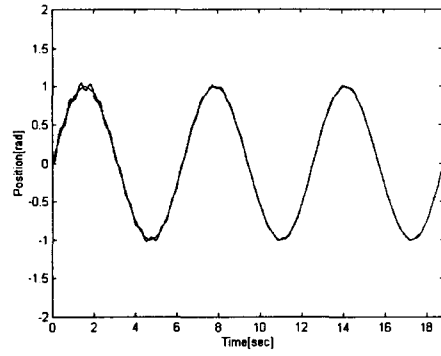
시뮬레이션에 사용된 신경회로망은 5개의 입력 신호를 갖고, 20개의 뉴런을 갖는 은닉층, 3개의 뉴런으로 구성된 출력층의 구조로 구성하였다. 각 연결강도의 초기값은 $[-0.1, 0.1]$ 사이의 랜덤값, 학습률 η 는 0.05를 취하였다. PID 제어기의 파라미터인 K_P , K_I , K_D 는 초기값을 1로 하였다. 제안한 제어 방식에서 자기 궤환 상수 α 는 0.6으로 하였다.

기준궤적을 식 (19)로 주고, 초기상태는 위치 0, 속도 0으로 한 경우의 시뮬레이션 결과는 그림 5, 6과 같다.

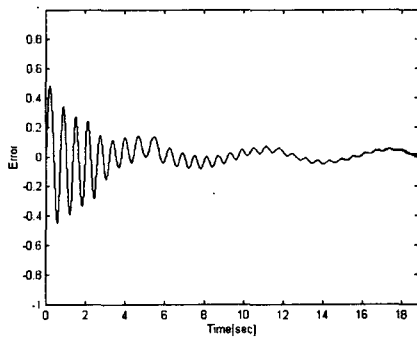
$$y_d = \sin(t) \quad (19)$$



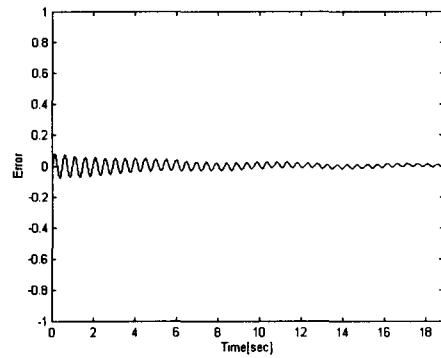
(a) 추종 궤적과 출력 곡선



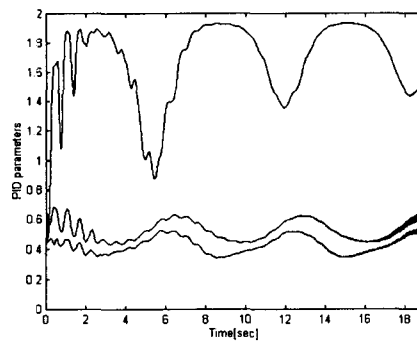
(a) 기준 궤적과 출력 곡선



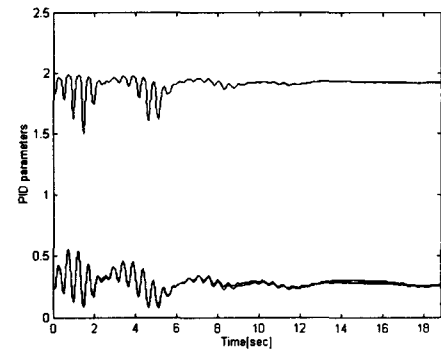
(b) 오차 곡선



(b) 오차 곡선



(c) PID 파라미터 (위에서부터 K_I - K_D - K_P)
그림 5. 다층 신경회로망을 이용한 PID 제어 방식



(c) PID 파라미터 (위에서부터 K_I - K_D - K_P)
그림 6. 제안한 제어 방식

그림 5는 다층 신경회로망을 이용한 제어 방식이고, 그림 6은 제안한 제어 방식으로 제안한 제어 방식의 추종 제어 특성이 우수함을 확인하였다.

4.2 단일 관절 매니플레이터에 대한 시뮬레이션

식 (20)으로 표현되는 비선형성의 단일 관절 매니플레이터에 대해 PC에서 C++을 사용하여 시뮬레이션을 하였다.

$$m l^2 \ddot{\theta} + B \dot{\theta} + m g l \cos(\theta) = \tau \quad (20)$$

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, 마찰 계수, 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 (20)을 상태 공간 모델로 표현하면 식 (21)과 같다.

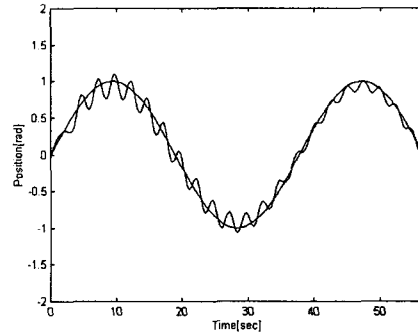
$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= -\frac{g}{l} \cos(x_1) - \frac{B}{m l^2} x_2 + \frac{1}{m l^2} \tau \end{aligned} \quad (21)$$

식 (21)에 대하여 Runge-Kutta fourth order 알고리즘을 이용하고, 10[ms] 스텝 사이즈 간격으로 하여 비선형 시스템의 동정과 제어 방식에 대하여 기존의 PID 방식과 제안한 방식을 시뮬레이션하여 제어 성능을 비교 검토하였다.

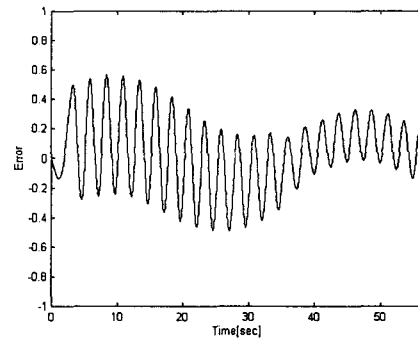
시뮬레이션에 사용된 신경회로망은 5개의 입력 신호를 갖고, 20개의 뉴런을 갖는 은닉층, 3개의 뉴런으로 구성된 출력층의 구조로 신경회로망을 구성하였다. 각 연결강도의 초기값은 [-0.1, 0.1] 사이의 랜덤값, 학습률 η 는 0.005를 취하였다. PID 제어기의 파라미터인 K_P , K_I , K_D 는 초기값을 1로 하였다. 제안한 제어 방식에서 자기 제한 상수 α 는 0.6으로 하였다.

기준궤적을 식 (22)으로 주고, 초기상태는 위치 0, 속도 0으로 한 경우의 시뮬레이션 결과는 그림 9, 10과 같다.

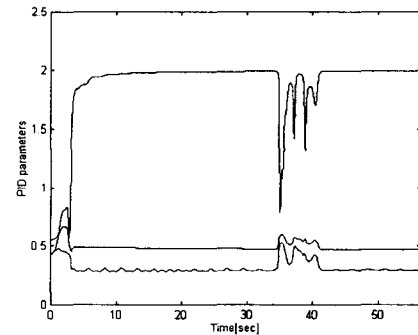
$$y_d = \sin(t/6) \quad (22)$$



(a) 기준 궤적 및 출력 곡선

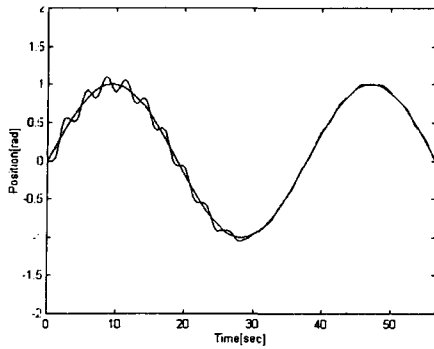


(b) 오차 곡선

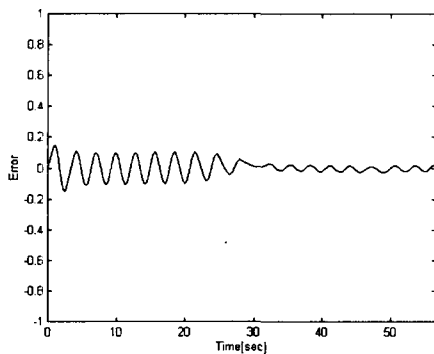


(c) PID 파라미터 (위에서부터 K_I - K_D - K_P)

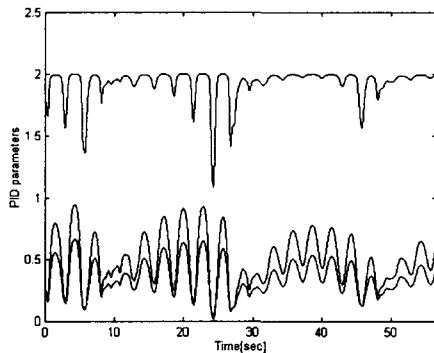
그림 7. 다층 신경회로망을 이용한 PID 제어 방식



(a) 기준 궤적과 출력 곡선



(b) 오차 곡선



(c) PID 파라미터 (위에서부터 K_p - K_D - K_I)
그림 8. 제안한 제어 방식

그림 7은 다층 신경회로망을 이용한 일반적인 PID 제어 방식이고, 그림 8은 제안한 제어 방식의 특성 곡선이다.

제안한 제어 방식에서는 초기에는 약간의 진동이 일어나지만 30초 이후에는 좋은 추종 특성을 보인다. 서로의 오차 곡선을 비교하여 보면 초기에는 제안한 방식의 오차가 크지만 시간이 지날수록 제안한 방식의 오차가 줄어드는 것을 볼 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 산업 현장에서 일반적으로 많이 사용되고 있는 PID 제어기의 비례, 적분, 미분 파라미터를 다층 신경회로망을 이용하여 자동으로 동조하는 방법을 제안하였다. 제안한 방식은 자기 재환 뉴런을 가진 다층 신경회로망이 플랜트의 입력과 출력을 이용하여 PID 제어기의 파라미터들을 학습에 의하여 자동 동조하는 것이다. 자기 재환 뉴런을 이용하여 입력층, 은닉층, 출력층의 3층으로 구성된 다층 신경회로망을 사용하고, 다층 신경회로망의 출력은 3개의 값을 갖는다. 이것은 PID 제어기의 비례(P), 적분(I), 미분(D) 파라미터로 사용된다. 이 값들은 특정한 값으로 고정되는 것이 아니라 제어 수행 과정 중에서도 다층 신경회로망의 학습에 의해 계속 변화된다.

DC 서보 모터와 단일 관절 매니플레이터를 대상으로 추종 제어 시뮬레이션을 통하여 일반적인 다층 신경회로망을 이용한 PID 제어 방식과 제어 성능을 비교 검토한 결과 제안한 제어 방식은 초기 학습 성능이 좋고 수렴 시간이 짧다. 또한 자기 재환 뉴런의 사용으로 일반적인 다층 신경회로망 PID 제어기보다 뉴런수가 적어도 좋은 추종 제어 성능을 나타낸다.

참고문헌

- [1] Peter J. Gawthrop and Panos E. Nomikos, "Automatic tuning of commercial PID controllers for single-loop and multi-loop applications," *IEEE Control System Magazine*, pp. 34-42, 1990. 1.
- [2] Takeo Aoyama, Sigeru Omatu, "Design of a Self-Tuning PID Control System by Neural Networks," *Trans. of the Institute of Electrical Engineers of Japan*, V.116-C No.11, pp.1197-1201, 1996.11.
- [3] 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.
- [4] J. G. Kuschewski, S. Hui, S. H. Zak, "Application of Feedforward Neural Networks to Dynamical System Identification and Control," *IEEE Trans. CONTROL SYSTEM TECHNOLOGY*, Vol.1. No. 1. pp. 37-49, 1993. 5.
- [5] Katsuhiko Ogata, *Discrete time control systems*, Prentice-Hall Inc., 1987, pp. 199-207.