

신경망-관리 제어기를 이용한 PID 제어 시스템의 강인제어

지봉철* 최석호* 박율서* 유인호** 조현설***

* 원광대학교 전기공학과 ** 익산대학 전기과 *** 청운대학교 전자공학과

Robust control of PID control system using Neural network-Supervisory controller

Bong-chul Ji* Seok-ho Choi* Wal-seo Park* In-ho Ryu** Hyeon-seob Choi***

* Wonkwang Univ. ** Iksan Univ. *** Cheongun Univ.

Abstract- In this paper, neural network-supervisory control method is proposed to minimize the effect of system uncertainty by load change and disturbance in the PID control system.

In the proposed method, PID controller performs main control action by performing control within constraint error. And neural network-supervisory controller performs control action when error reaches the boundary of constraint error.

Combining neural network-supervisory controller to guarantee the stability into PID control system, the resulting PID control system is expected to show better performance in the system with load change and disturbance.

Simulation applying PID controller and neural network-supervisory controller showed excellence of proposed method.

1. 서 론

현재 산업현장에는 PID 제어기가 널리 쓰이고 있다. 그 이유는 구조가 간단하고 광범위한 Process에 대해서도 동작이 안정되어 제어 성능이 효과적이고 현장 엔지니어들에게 익숙하기 때문이다. 하지만 Ziegler-Nichols의 계단응답법 의해 이득이 결정된 PID 제어기는 전동의 진폭을 어떤 한계 내로 유지하기 힘들다. 그러므로 부하변화나 외란인가시 이탈정도를 최소화하기 위해 PID 제어기 이득값들을 조절해야 하는 문제점이 있다[1].

PID 제어기 동조기법에는 변형된 Ziegler-Nichols 방법, 정상상태 또는 주파수 응답특성에 의존하는 방법, 자기동조나 자기적용 제어방식에 의한 동조 그리고 퍼지 규칙, 전문가 기법, 또는 신경망에 의해 PID 제어기 이득값을 동조하는 등 여러 가지 방법들이 연구되어지고 있다[2-6].

그러나 외란이 존재하고 제어환경이 변하는 시스템에 정밀하고 강인한 제어가 요구될 때에는 여러 가지 규칙으로 단순히 PID 제어기 이득 값을 조절하는 것만으로 충분한 성능을 얻을 수 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 부하변화나 외란에 의한 시스템 불확실성의 영향을 최소화하기 위해 신경망-관리 제어 기법을 제안하였다.

신경망-관리 제어기에서 PID 제어기는 구속 오차이내에서 제어를 수행함으로써 주 제어 작용을 하게 된다. 발생 오차가 구속 오차 경계에 도달하게 되면 관리 제어기가 제어를 수행하게 된다. 안정성 문제에서 보다 우수한 신경망-관리 제어기를 PID 제어 시스템에 도입함으로써, PID 제어 시스템의 단점이 극복되고 보다 우수한 제어 기능을 수행할 수 있게 된다.

2. 본 론

2.1 PID-관리 제어기

다음과 같은 동적 시스템(dynamic system)이 주어졌다고 가정하자.

$$x^{(n)} = f(x) + gu \quad (1)$$

여기서, x 는 시스템 출력이고, u 는 제어 입력이다.

$x = [x \dot{x} \dots x^{(n-1)}]^T$ 는 상태 벡터이고, 함수 $f(x); [f(x)| \leq f''(x)]$ 와 제어이득 $g; [0 < g_L \leq g]$ 은 부하의 변화에 따라 변화된다. 우리는 $|f(x)|$ 의 위쪽 경계(upper bound) $f''(x)$ 와 g 의 아래쪽 경계(lower bound) g_L 은 알 수 있다고 가정한다.

PID 제어기가 이미 설계되어 있다고 가정하면 $u = u_{PID}$ 이다. 부하 변화나 외란 인가시에 PID 제어기를 갖고 궤환 시스템은 일정시간 동안 과도응답 특성을 나타낸다.

따라서, 추적 오차(tracking error)가 발생하게 되고, x_d 가 원하는 궤적이라면 오차 벡터(vector)는 다음 식(2)와 같다.

$$x_e = x - x_d \quad (2)$$

이때 폐루프 시스템의 제어 입력은 다음과 같은 벡터 형태로 쓸 수 있다.

$$u^* = (1/g)[-f(x) + x_d^{(n)}(t) - k^T x_e] \quad (3)$$

이득 $k = [k_n \dots k_1]^T$ 는 다항식 $h(s) = S^{(n)} + k_1 S^{(n-1)} + \dots + k_n$ 이 Hurwitz인 경우로 선택된다[7].

제어의 목적은 폐루프 시스템의 안정성이 허용되고, 허용 오차 e 가 설계자에 의해 주어진 구속 오차 상수 M_x 와의 관계가 다음 식을 만족시키기 위해서다.

$$|e(t)| \leq M_x \quad \forall t > 0 \quad (4)$$

x_e 가 M_x 의 경계에 도달할 때 제어 법칙은 다음과 같다.

$$u = u_{PID} + u_s \quad (5)$$

식(5)를 식(1)에 대입하면 다음과 같다.

$$x_e^{(n)} = f(x) + g(u_{PID} + u_s) \quad (6)$$

식(6)의 양변을 gu^* 로 빼면 오차방정식은 다음과 같다.

$$x_e^{(n)} = -k^T x_e + g(u_{PID} + u_s - u^*) \quad (7)$$

식(7)은 식(8)과 같은 벡터 형태로 쓸 수 있다.

$$\dot{x}_e = Ax_e + b(u_{PID} + u_s - u^*) \quad (8)$$

여기서,

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \cdots & -k_1 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ g \end{bmatrix}$$

$|e| \leq M_x$ 의 조건을 만족하는 관리 제어기 u_s 를 설계하기 위하여 Lyapunov 함수 V 를 다음과 같이 정의한다[8].

$$V(x_e) = 0.5 x_e^T P x_e \quad (9)$$

여기서, P 는 양의 대칭 행렬이고, 다음 Lyapunov 방정식을 만족한다.

$$A^T P + PA = -Q \quad (10)$$

대칭 행렬인 $Q (Q > 0)$ 는 설계자에 의해 선택된다.

$V(x_e)$ 를 미분하면 다음 식과 같다.

$$V'(x_e) = -0.5 x_e^T Q x_e + x_e^T P b \cdot (u_{PID} + u_s - u^*)$$

$$\leq -0.5 x_e^T Q x_e + |x_e^T P b| (|u_{PID}| + |u^*|)$$

$$+ x_e^T P b u_s \quad (11)$$

$V'(x_e) \leq 0$ 조건을 만족시키기 위해서 u_s 를 다음과 같이 선택한다.

$$u_s = -I \operatorname{sgn}(x_e^T P b) \cdot$$

$$[|u_{PID}| + (1/g_L)(f^u + |x_d^{(n)}| + |k^T x_e|)] \quad (12)$$

식(12)를 식(11)에 대입하면 $V'(x_e) \leq 0$ 이 되는 것을 알 수 있다. 여기서 I는 다음과 같은 기능을 수행한다.

$$\begin{aligned} I &= 1 && \text{if } |x_e| \geq M_x \\ I &= 0 && \text{if } |x_e| < M_x \end{aligned}$$

2.2 신경망-관리 제어기

관리 제어는 sgn 함수에 바탕을 두고 +1 또는 -1를 스위칭하는 제어입력을 이용한다. 하지만, 이러한 경우 채터링을 유발되게 된다.

따라서, 본 논문에서는 시스템의 오차와 오차 미분값을 신경회로망의 입력으로 하고 그에 따른 신경회로망의 출력 O가 관리 제어와 결합하여 제어입력 u 를 연속적으로 근사화 시키도록 하였다. 본 논문에서 사용된 신경회로망의 구조는 그림 1과 같이 3층의 전향 신경회로망을 사용하였다.

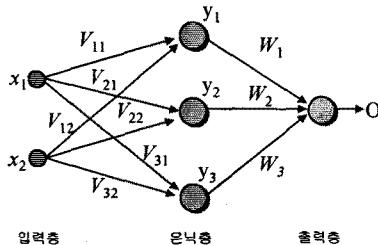


그림 1 신경망의 구조

Fig. 1 Structure of neural network

그림 1에서 입력 $x = [x_1 \ x_2]^T = [e \ e']^T$ 로써 요구제적과 전동기 출력사이의 오차와 오차 미분값을 의미한다. 이러한 오차와 오차 미분값을 입력으로 사용함으로써 은닉층의 출력 y 를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} y &= [y_1 \ y_2 \ y_3] \\ &= [f(\text{net}_1) \ f(\text{net}_2) \ f(\text{net}_3)] \quad (13) \end{aligned}$$

여기서, net 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\text{net}_i = \sum_{j=1}^3 V_{ij} x_j \quad ; \quad i = 1, 2, 3 \quad (14)$$

식 (14)에서 V_{ij} 는 입력층과 은닉층의 연결가중치이고 활성화 함수의 $f(\cdot)$ 는 다음과 같다.

$$f(\text{net}_i) = 2/\{1 + \exp(-\text{net}_i)\} - 1 \quad (15)$$

신경회로망의 실제 출력 O 는 다음 식으로 쓸 수 있다.

$$O = f(\sum_{i=1}^3 W_i y_i) \quad (16)$$

식 (16)에서 활성화 함수 $f(\cdot)$ 는 식 (15)와 같다. 그리고 W_i 는 은닉층과 출력층의 연결가중치이다.

이상과 같은 방식으로 출력값이 결정되면 원하는 출력값 d 와 실제 출력 O 사이의 오차 함수를 다음과 같이 사용한다.

$$E = 0.5(d - O)^2 \quad (17)$$

이때, 오차 함수를 최소화하도록 뉴런사이에 서로 연결되어 있는 가중치들을 조정해야 하는데 오차 역전파 학습 규칙을

사용하여 다음과 같이 조절된다[9].

$$W(t+1) = W(t) - \eta \{\partial E(t) / \partial W(t)\} \quad (18)$$

여기서, η 는 학습상수로써 신경망의 연결가중치의 속도를 결정한다.

식 (18)에 의해 연결가중치를 조절하는 신경망의 학습이 완료되면, 신경망은 식 (16)에 의해 연속적인 출력값을 시스템의 특성에 따라 여러 가지 다른 형태로 나타낼 수 있다.

따라서, 신경망의 출력은 관리제어와 결합하여 다음과 같은 제어입력을 출력한다.

$$u = u_{PID} - O \cdot I \cdot$$

$$[|u_{PID}| + (1/g_L)(f^u + |x_d^{(n)}| + |k^T x_e|)] \quad (19)$$

여기서, I 는 신경망의 출력이고 식 (16)과 같다.

식 (19)와 같이 신경망에 의해 근사화 된 제어입력을 부하변화와 외란이 존재하는 전동기 제어 시스템에서 사용함으로써 외란의 영향을 줄일 수 있으며 관리 제어의 채터링을 해결할 수 있고 추적오차를 줄이는 효과를 얻을 수 있다.

2.3 시뮬레이션 및 결과고찰

다음과 같이 기술되는 전기자 제어용 직류 서보 전동기의 미분 방정식을 고려하자.

$$JL_a \ddot{x} + (R_a J + L_a B) \dot{x} + (R_a B + K_b K_t) x = K_t u \quad (20)$$

여기서, x 는 시스템의 출력을 나타내고, u 는 제어 입력이다. 그리고 시뮬레이션을 위해 사용된 직류 서보 전동기의 매개변수는 다음과 같다.

전기자 인터던스 : $L_a = 0.89 [\text{mH}]$

관성 모멘트 : $J = 3.4 \times 10^{-1} [\text{Kgf} \cdot \text{cm} \cdot \text{sec}^2]$

토오크 상수 : $K_t = 2.27 [\text{Kgf} \cdot \text{cm}/\text{A}]$

마찰 계수 : $B = 0.75 [\text{Kgf} \cdot \text{cm}]$

유기전압 상수 : $K_b = 23.33 [V/\text{Krpm}]$

전기자 저항 : $R_a = 1.2 [\Omega]$

위와 같은 직류 서보 전동기 제어를 위한 PID 제어기의 매개변수는 Ziegler-Nichols의 계단 응답법에 의하여 다음과 같이 결정하였다.

$$K_p = 0.003, \quad K_i = 31.92, \quad K_D = 0.000013$$

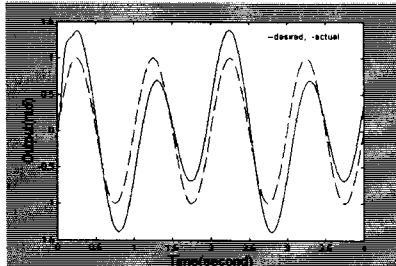
시뮬레이션은 DC 서보 전동기에 요구되는 궤적이 정현파 형태의 입력일 때, PID 제어기에 부하가 변하고 외란이 있는 경우, 그리고 PID-관리제어기 만을 사용하여 부하가 변할 때 요구되는 궤적이 정현파 형태이고 외란이 존재하는 경우와 신경망-관리제어기에게 부하가 변하고 외란이 있는 경우를 나누어서 각각의 경우를 살펴본다. 요구궤적은 정현파 형태 $\sin(2\pi t)$ rad으로 주었고, 전동기 입력에 덧붙여 외란으로는 함수 $5\sin(\pi t)$ 를 사용하였다. 위와 같은 조건에서 시뮬레이션을 수행한 응답을 그림 2~4에 각각 나타내었다.

시뮬레이션 결과 나타난 응답을 비교하면 PID-관리 제어기는 부하변화나 외란이 없을 때 그리고 부하변화나 외란이 있을 때 오차는 PID 제어기에 비해 훨씬 줄게 되었다. 하지만 채터링이 발생하는 문제점이 생겼다. 신경망-관리 제어기에서는 PID 제어기보다 오차가 훨씬 줄어들게 되었고 PID-관리 제어의 문제점인 채터링을 줄어들게 하였다. 따라서 신경망을 갖는 제어기가 부하변화나 외란이 있을 때 확실히 강인하고 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

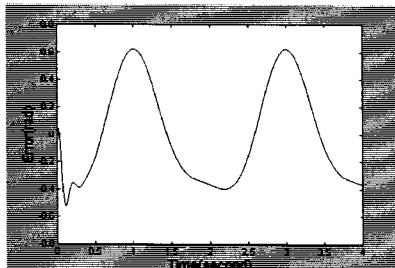
3. 결 론

본 논문에서는 부하변화나 외란이 존재하는 직류 서보 전동기의 PID 제어 시스템에서 부하변화나 외란에 의한 시스템 불확실성의 영향을 최소화하기 위해 안정성 문제에서 보다 우수한 신경망-관리 제어기법을 제안하였다.

신경망-관리 제어에서 PID 제어기는 구속 오차 이내에서 제어를 수행함으로써 주 제어 작용을 하게 된다. 발생 오차가 구속 오차 경계에 도달하게 되면 관리 제어기가 제어를 수행하게 된다.



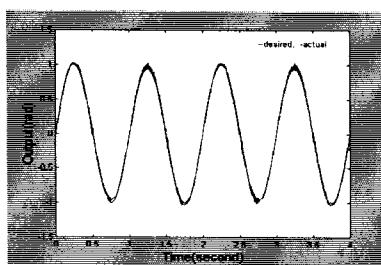
(a) 응답곡선



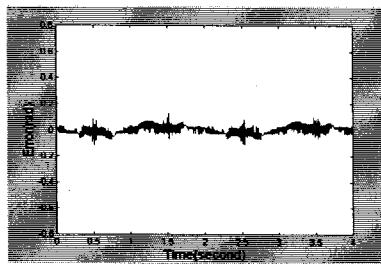
(b) 오차곡선

그림 2 PID-제어기에 부하가 변했을 때 요구궤적이 정현파이고 정현파 외란이 존재하는 경우의 응답과 오차곡선

Fig. 2 Response and error curve of PID controller to sinusoidal input with sinusoidal disturbance in load change



(a) 응답곡선

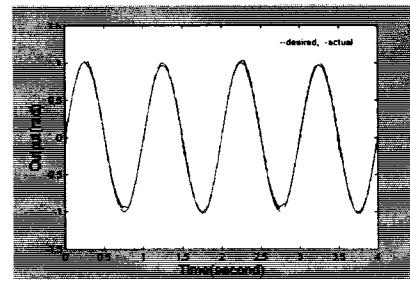


(b) 오차곡선

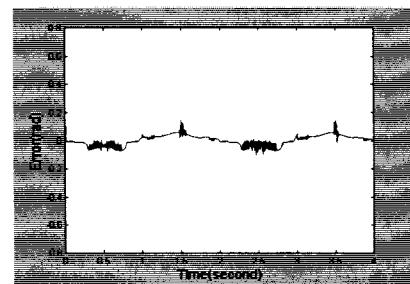
그림 3 PID-관리 제어기에 부하가 변할 때 요구궤적이 정현파이고 정현파 외란이 존재하는 경우의 응답과 오차곡선

Fig. 3 Response and error curve of PID-Supervisory controller to sinusoidal input with sinusoidal disturbance in load change

안정성 문제에서 보다 우수한 신경망-관리 제어기를 PID 제어 시스템에 도입함으로써, PID 제어 시스템은 부하변화나 외란이 존재할 때 제어기 매개변수를 조절하지 않고 강인한 제어를 수행할 수 있게 된다. 그리고 신경망-관리 제어에서



(a) 응답곡선



(b) 오차곡선

그림 4 신경망-관리 제어기에 부하가 변했을 때 요구궤적이 정현파이고 정현파 외란이 존재하는 경우의 응답과 오차곡선

Fig. 4 Response and error curve of PID-Supervisory controller with neural network to sinusoidal input with sinusoidal disturbance in load change

신경망은 제어 시스템의 오차와 오차 변화율을 입력으로하여 관리 제어기의 출력을 연속적으로 조절함으로써 신경망-관리 제어기와 결합하여 채터링을 감소시킨다.

시뮬레이션 결과에서 알 수 있듯이 제안된 방법은 직류 전동기 제어시스템에서 부하변화나 외란이 존재할 때 PID 제어 기보다 확실히 강인하고 우수한 성능을 보여주었다.

(참 고 문 헌)

- [1] K. J. Aström and T. Hägglund, "Automatic Tuning of PID controllers," Instrument society of America, 1988.
- [2] K. J. Aström and T. Hägglund, "Automatic Tuning of simple regulators with specifications on phase and amplitude margins," Automatica, 1983
- [3] T. W. Kraus and T. J. Myron, "Self-tuning PID controller uses pattern recognition approach," Control Engineering, pp. 106-111, June, 1984.
- [4] Z.-Y. Zhao, M. Tomizuka and S. Isaka, "Fuzzy gain scheduling of PID controllers," IEEE Trans. System, Man & Cybernetics, Vol. 23, No. 5, pp. 1392-1398, 1993.
- [5] 박월서, 오훤, "직류 서보 전동기의 강인성을 위한 전문가 관리제어," 한국조명·전기설비학회논문지, 제9권, 제6호, December 1995.
- [6] T. Yamamoto, M. Kaneda and T. Oki, "A self-tuning PID controller fused artifical neural networks," Proceedings of IFAC 13th Triennial World congress, pp. 127-132, 1996
- [7] L. X. Wang, "A Course in Fuzzy systems and control," Prentice-Hall, 1997.
- [8] J. K. Slotine and W. Li, "Applied Nonlinear control," Prentice-Hall, 1991.
- [9] F. C. Chen, "Back-propagation neural network for nonlinear self-tuning adaptive control," IEEE control systems Magazine, pp.44-48, April 1990.