

# 위치제어를 위한 신경망 2 자유도 PID 제어기

이정민 · 하홍곤

동의대학교

## Two-Degree-of-Freedom PID controller with Neural network for position control

Jung-Min Lee · Hong-Kon Ha

Dong-Eui University

**Abstract** - In this paper, we consider to apply of 2-DOF (Degree of Freedom) PID controller at D.C servo motor system. Many control system use I-PD , PID control system. but the position control system have difficulty in controlling variable load and changing parameter. We propose neural network 2-DOF PID control system having feature for removal disturbances and tracking function in the target value point.

### 1. 서 론

고정밀, 고정도등을 요구하는 위치제어계에 PID제어기법이 많이 이용되고 있으나 출력이 목표치를 추종하도록 이 PID제어기의 계수들을 설정하며는 외란제어시 난조가 발생하게 되고, 그리고 외란에 강인하도록 계수들을 설정하며는 목표치 추종시 문제점이 발생하게 된다. 그래서 목표치 추종에 대한 제어와 외란제어를 위한 제어로 2자유도 제어기법이 이용되고 있다.[1][2]

본 논문에서는 이 2자유도 제어기를 신경망을 이용하여 PID제어기법으로 제어하도록 하였으며 역전파 알고리즘으로 PID 제어기의 계수들이 조정되게 하였다. 그리고 직류 서보 전동기를 구동원으로 하는 위치제어계에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션으로 제어기의 성능을 검토하였다.

### II. 신경망 2자유도 PID의 설계

#### 1. 2자유도 PID의 구성

일반적으로 PID 제어기의 전달함수  $G_c(S)$ 는

$$G_c(S) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d \cdot s \quad (1)$$

이고, 여기서  $K_p$ ,  $K_i$  그리고  $K_d$ 는 비례기, 적분기 그리고 미분기의 이득이다.

이  $K_i$  및  $K_d$  는 다음과 같이 정의된다.

$$K_i = \frac{K_p}{T_i}, \quad K_d = K_p \cdot T_d \quad (2)$$

식(2)에서  $T_i$  는 적분기의 적분시간, 그리고  $T_d$  는 미분기의 미분시간이다. 식(1)을 이용하여 외란억제효과가 현저하고 목표치 추종성이 양호한 계환형 2자유도(Two Degree of Freedom: 2DOF) PID 제어기의 구성도는 그림 1와 같다.[3][4]

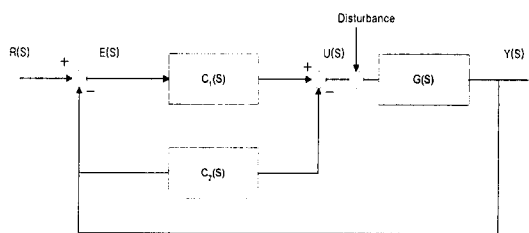


그림 1. 2자유도 PID 제어기  
Fig1. 2DOF PID Control System

그림 1의 구성도에서  $R(S)$ 는 기준입력,  $U(S)$ 는 제어대상의 입력  $Y(S)$ 는 계의 응답 그리고  $G(S)$ 는 제어대상의 전달함수이다. 제어기  $C_1(S)$ 와  $C_2(S)$ 는 다음과 같다.

$$C_1(S) = (1 - \alpha)K_p + \frac{K_i}{s} + (1 - \beta)K_d \cdot s \quad (3-1)$$

$$C_2(S) = \alpha Kp + \beta Kd \cdot s \quad (3-2)$$

식 (3)에서  $\alpha$  와  $\beta$ 는 외란억제 최적비례이득 및 미분이득이다.

그림 1에서 페루프전달함수  $M(S)$ 는

$$M(S) = \frac{G(S)C_1(S)}{1+G(S)\{C_1(S)+C_2(S)\}} \quad (4)$$

이고 제어대상  $G(S)$ 에 대한 감도  $S_G$ 는 다음과 같다.

$$S_G = \frac{1}{1+G(S)\{C_1(S)+C_2(S)\}} \quad (5)$$

식 (3)에서  $C_1(S)+C_2(S)$ 는 계수  $\alpha$ 와  $\beta$ 에 무관하다.

그러므로 식(5)의 감도는  $\alpha$ 와  $\beta$ 에 무관하다.

이것은  $Kp, Ki, Kd, \alpha$  그리고  $\beta$ 의 5개 계수는 기준입력에 대한 응답에 관계하고, 외란에 대해서  $Kp, Ki$  그리고  $Kd$ 의 3개의 계수에 관계하는 것을 알 수 있다.

그림 1에서 제어대상의 입력  $U(S)$ 는

$$U(S) = \{(1-\alpha)Kp + \frac{Ki}{s} + (1-\beta)Kds\}e(S) - (\alpha Kp + \beta Kds)Y(S) \quad (6)$$

이고 이산형으로 변환하면은 다음과 같다.

$$U(k) = (1-\alpha)Kpe(k) + Ki \sum_{i=0}^k e(i)Ts + (1-\beta)Kd \frac{e(k) - e(k-1)}{Ts} - \alpha KpY(k) + \beta Kd \frac{Y(k) - Y(k-1)}{Ts} \quad (7)$$

식(7)에서  $Ts$ 는 샘플링 시간이고 속도형 제어식은 다음과 같다.

$$U(k) = U(k-1) + Ki I_0(k) + Kp I_1(k) + Kd I_2(k) - \alpha I_3(k) - \beta I_4(k) \quad (8)$$

2. 신경망 학습 알고리즘

식(8)을 이용하여 2자유도 PID 제어를 신경

망으로 구성한 구성도가 그림 2이다. 그림 2에서  $I_0(k), I_1(k), I_3(k)$  그리고  $I_4(k)$ 는

$$I_0(k) = e(k) \quad (9-1)$$

$$I_1(k) = (1-\alpha)\{e(k) - e(k-1)\} \quad (9-2)$$

$$I_2(k) = (1-\beta)[\{e(k) - e(k-1)\} - \{e(k-1) - e(k-2)\}] \quad (9-3)$$

$$I_3(k) = Kp\{Y(k) - Y(k-1)\} \quad (9-4)$$

$$I_4(k) = Kd\{Y(k) - Y(k-1)\} - \{Y(k-1) - Y(k-2)\} \quad (9-5)$$

이고  $Ki$  와  $Kd$ 는 다음과 같다.

$$Ki = Kp \frac{Ts}{Ti} \quad Kd = Kp \frac{Td}{Ts} \quad (10)$$

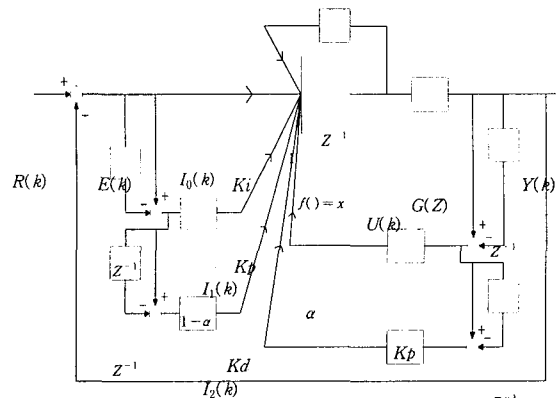


그림 2. 신경망에 의한 2자유도 PID 제어계  
Fig 2. 2DOF PID Control System by neural network

그림 2에서  $I_0(k), I_1(k), I_2(k), I_3(k)$  그리고  $I_4(k)$ 를 신경망 입력층의 출력으로 할 때  $Ki, Kp, Kd, \alpha$  그리고  $\beta$ 는 입력층과 출력층을 연결하는 연결강도이고,  $U(k)$ 가 출력층의 출력이다. 활성화 함수  $f(x)$ 라 할 때  $U(k)$ 는 식(8)을 만족하게 된다.

평가함수

$$J = \frac{1}{2} \{R(k) - Y(k)\}^2 = \frac{1}{2} \{e(k)\}^2 \quad (11)$$

로 정의한다. 역전파 알고리즘과 제어대상을 신경망이라고 가정하여 계산한 연결강도의 수정식은

다음과 같다.

$$Ki(k) = Ki(k-1) + \alpha_1 e(k) I_0(k) \quad (12-1)$$

$$Kp(k) = Kp(k-1) + \alpha_1 e(k) I_1(k) \quad (12-2)$$

$$Kd(k) = Kd(k-1) + \alpha_1 e(k) I_2(k) \quad (12-3)$$

$$\alpha(k) = \alpha(k-1) - \alpha_2 e(k) I_3(k) \quad (12-4)$$

$$\beta(k) = \beta(k-1) - \alpha_2 e(k) I_4(k) \quad (12-5)$$

식(12)에서  $Ki(k)$   $Kd(k)$   $Kp(k)$   $\alpha(k)$  그리고  $\beta(k)$  는  $Ki(k-1)$   $Kd(k-1)$   $Kp(k-1)$   $\alpha(k-1)$  그리고  $\beta(k-1)$  에 대한 수정식이고  $\alpha_1$ 과  $\alpha_2$ 는 상수이다.

### 3. Relay 케환에 의한 초기동조

신경회로망을 이용하여 구성된 PID 제어기에서 단 점은 초기 제어이득과 연결강도 그리고 학습을 등 에 따라 제어성능이 크게 좌우되기 때문에 초기 제어 영역에서 안정한 제어를 할 수 없다는 점과 수렴속도가 늦다는 것이다.[5]

그래서 PID제어기의 이득을 결정하는 데 가장 많 이 이용되고 있는 방법이 Ziegler-Nichols 방법 (Z-N 방법)이다. 이 Z-N방법에서 단위계단입력 에 평균 25%의 최대 과도응답을 얻을 수 있는 Z-N 동조규칙은 다음과 같다. [6]

$$Kp = 0.6Kc, \quad Ti = 0.5tc, \quad Td = 0.125tc \quad (13)$$

이다

여기서  $Kc$ 는 릴레이 진폭과 출력이 정현파라 가정할 때 정현파의 진폭에 의해서 결정되는 상 수이고  $tc$ 는 정현파의 진동주기이다.

그러므로 식 (10)에서  $Kp(k)$   $Ki(k)$  그리고  $Kd(k)$  의 초기치는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} Kp(0) &= 0.6Kc, & Ki(0) &= Kp(0) \frac{T_s}{T_i}, \\ Kd(0) &= Kp(0) \frac{T_d}{T_s} \end{aligned} \quad (14)$$

### III. 시뮬레이션 및 고찰

그림1의 구성도에서 제어대상은 직류 서보 전

동기이므로 이 직류 서보전동기의 제어대상의 입력  $U(k)$ 에 대한 각위치  $Y(k)$ 의 차분방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} Y(k) &= (1 - a_1)Y(k-1) \\ &\quad - a_1 Y(k-2) + a_2 U(k-1) + a_3 U(k-2) \end{aligned} \quad (15)$$

표 1. 직류 서어보 전동기의 제정수

Table 1. Parameters of DC servo motor

|                             |                                 |
|-----------------------------|---------------------------------|
| $K_t : 0.457 [N \cdot m/A]$ | $K_e : 0.457 [V \cdot sec/rad]$ |
| $R_a : 1.63 [\Omega]$       | $T_s : 10 [msec]$               |
| $F : 0.0015 [kg \cdot m]$   | $T_m : 12 [msec]$               |

식(15)에서  $a_1$   $a_2$  및  $a_3$ 는 직류 서보 전동기 의 정수에 의해서 결정되는 상수로 다음과 같다.

$$\begin{aligned} a_1 &= \exp(-T_s / T_0), & a_2 &= K(T_s - T_0(1 - a_1)) \\ a_3 &= K(T_0(1 - a_1) - T_s a_1) \end{aligned} \quad (16)$$

그리고 식 (16)에서  $K$ 와  $T_0$ 는

$$K = \frac{K_t}{FR_a + K_e K_t}, \quad T_0 = \frac{FR_a T_m}{FR_a + K_e K_t} \quad (17)$$

이고 여기서  $R_a$ 는 직류 서보 전동기의 전기자 저항,  $F$ 는 점성마찰계수,  $K_e$ 는 역기전력 상수 그리고  $K_t$ 는 토크 상수이다. 위의 직류 서보 전 동기를 시뮬레이션 하기 위해서 사용한 정수는 표 1과 같다.

그리고 2자유도 PID제어기는 식(8)과 식(9)에 의 해서 계산되고 신경망의 연결강도는 식(12)에 의 해서 수정된다.

식(13)의  $Kc$ 와  $tc$ 에 의해서 PID제어기의 초기 치가 식(14)에 의해서 결정된다.

$Kc = 2.17$ ,  $tc = 0.606$  그리고 제어기의 2자유도의 계수는  $\alpha = 0.234$ ,  $\beta = 0.893$  이다.

$\alpha = 0.02$ 로 고정하구  $\beta = 0.893$ 과  $\beta = 0.21$ 로 변 화시킨 계 응답이 그림3과 4이다.

$\beta$ 가 큰 그림3에서 상당한 과도응답상태를 보이고 있으며  $\beta$ 가 적은 그림4에서는 과도응답상태는 감 소하였지만 지연시간이 길어진다.

$\alpha = 0.234$ ,  $\beta = 0.893$ 로 그림3에 비해서  $\alpha$ 를 크게한 계 응답이 그림5이다. 그림5는 그림3에 비해 과도응답상태 가 감소하고 지연시간도 단축 된 것을 알수 있다.

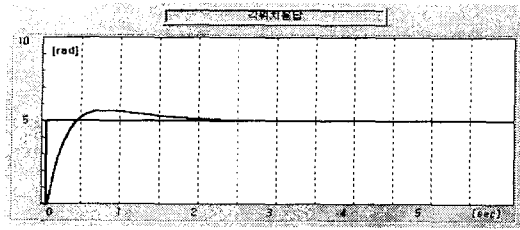


그림3.  $\alpha, \beta$ 을 변화시킨 계응답. ( $\beta = 0.893$ )

Fig3. Response of system varying  $\alpha, \beta$

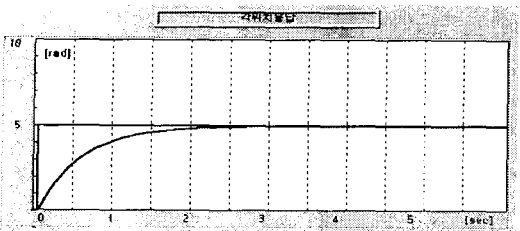


그림4.  $\alpha, \beta$ 을 변화시킨 계응답. ( $\beta = 0.21$ )

Fig4. Response of system varying  $\alpha, \beta$

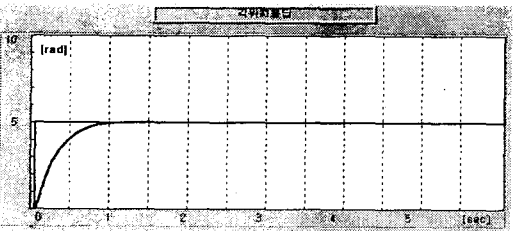


그림5.  $\alpha, \beta$ 을 변화시킨 계응답. ( $\alpha=0.234, \beta=0.893$ )

Fig5. Response of system varying  $\alpha, \beta$

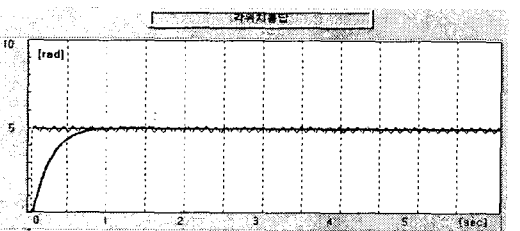


그림6. 정현파의 외란이 있는 경우의 응답

Fig6. Response of system varying  $\alpha, \beta$

그림6은 5[rad]입력에  $0.2 \cdot \sin(20\pi t)$ [rad]의 외란을 부가하여 응답을 보였다.

제안된 제어기의 경우 외란에 의한 궤적의 일그러짐이 거의 없어 외란에 대한 강인한 특성을 보여 주었다.

그러므로 2자유도 계수를 적절히 튜닝하므로써 최적 목표치에 추종과 외란 성능에 강인하게 제

어되는 것을 알 수 있다.

#### IV. 결론

본 논문에서는 2자유도 PID제어기를 신경망으로 구성하였다. PID제어계수들의 초기치는 Ziegler-Nichols 방법으로 설정이 되도록 하였다. 이 제어기법을 직류 서보 전동기를 구동원으로 하는 위치 제어계에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션한 결과 다음의 결론을 얻었다. 최적비례계수가 작을수록 과도응답상태가 증가하고 클수록 과도응답상태가 감소 되지만 지연시간이 길어진다.

최적미분계수가 작을수록 과도응답은 적어지고 지연시간은 길어진다는 것을 알 수 있다.

그러므로 최적비례 및 미분계수를 적절히 선정하므로 양호한 제어성능을 얻을 수 있다.

#### 참고 문헌

- [1] H. Butler, Ger Homderd, and Job von Amerongen, "Model Reference Adaptive of a Direct-Drive DC Motor", IEEE Control System Magazine Jan. 1989. Vol. 27, No 8, pp. 899~906, 1991.
- [2] 이정민,허진영,하홍곤,고태연, "신경망 2자유도 PID 제어기에 의한 위치제어시스템의 구성", 한국해양정보통신학회 2000년도 춘계종합학술대회, vol.4, No.1. pp.378~385
- [3]Shu Yamamoto Ara, Masaki Sugiura Jun Sawaki, Kouki Matsuse "A Design Method of Two-Degree-of-Freedom PID position controller for Linear Servo Motor Drives"
- [4]이권순, 이영진, 손주환, 이만형 "2자유도 PID제어기를 이용한 AGV의 조향제어에 관한 연구" 전기학회 논문지. 490권. 5호, pp.241~248, 2000
- [5]이창구 "신경회로망 보상기를 갖는 비선형 PID제어기" 전기학회논문지. 490권 5호 pp.225~234. 2000
- [6] C.C.Hang,K.J. Åstrom,W.K.Ho "Refinements of the Zieler-Nichols tuning formula" IEE pro,-D vol. 138, No.2 March, 1991