

자기순환 신경망을 이용한 PID 제어기의 적응동조

박광현*, 허진영* 하홍곤**

동의대학교 전자공학과 대학원*, 동의대학교 전기·전자공학부 교수**

Adaptive-Tuning of PID Controller using Self-Recurrent Neural Network

Kwang-Hyun Park*, Jin-Young Heo* Hong-Gon Ha**

Department of Electronic & Electronic Dong-eui University

E-mail: kwang007@hanmail.net

Abstract

In industrial actual control system, PID controller has been used with its high delicate control system in position control system. PID controller has simple structure and superior ability in several characteristics. When the response of system is changed by delay time, variable load, disturbances and external environment, control gain of PID controller must be readjusted on the system dynamic characteristics. Therefore, a control ability of PID controller is degraded when the control gain is inappropriately determined. When the response characteristic of system is changed under a condition, control gain of PID controller must be changed adaptively to be a waited response of system.

In this paper an adaptive-tuning type PID controller is constructed by self-recurrent Neural Network(SRNN), applying back-propagation(BP) algorithm. From the result of computer simulation in the proposed controller, its usefulness is verified.

I. 서 론

산업현장에서 고정도·고정밀을 요구하는 위치제어계에서는 목표치 추종과 외란 억제에 PID 제어기가 주로 사용된다. PID제어기는 구조가 간단하고 PID계수가 목표치 추종과 외란 억제를 위해서 적절하게 설정하면 부하변동이나 외란에 의한 시스템 특성이 변하지 않는 한 매우 견실한 제어기 특성을 가지고 있기 때문에 현장에서도 많이 이용된다. 그러나 PID 제어기는 제어계의 지연시간이나 외란, 부하변동 등과 같은 시스템 동특성이 변화 할 때 PID제어기 계수를 재조정해야 하는 단점이 있다. 따라서 전문가의 경험이나 지식을 토대로 한 신경망 알고리즘(Neural Network Algorithm)을 적용하여 PID 계수를 적응동조 시킴으로써 어떠한 동 특성 대해 강인하게 파라메타를 조정할 수 있다.⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾

본 논문에서는 자기순환 신경망(Self-Recurrent Neural Network)을 이용하여 적응동조형 PID 제어기(Self-Tuning type PID Controller)를 구성하고 역전파 알고리즘(Back-propagation Algorithm)을 적용시켜 PID 제어기의 제어계수들을 기준치와 계위치 응답에 강인하

게 추종 할 수 있도록 적응동조형 PID제어기를 구성 위치제어계인 직류 서보전동기에서 그 성능을 시뮬레이션으로 검증하였다.⁽⁵⁾⁻⁽⁶⁾

II. 위치제어계의 구성

직류 서보 전동기의 인가전압과 각 위치의 전달함수가 다음과 같다.

$$\frac{Y(Z^{-1})}{U(Z^{-1})} = \frac{a_3 Z^{-1} + a_4 Z^{-2}}{1 - (1 + a_1)Z^{-1} + a_1 Z^{-2}} \quad (1)$$

여기서 Z^{-1} 은 지연 연산자이다. 그리고 계수 a_1, a_2, a_3 및 a_4 는 다음과 같다.

$$a_1 = \exp(-T_i / T_0) \quad (2-a)$$

$$a_2 = K(1 - a_1) \quad (2-b)$$

$$a_3 = K\{T_i - T_0(1 - a_1)\} \quad (2-c)$$

$$a_4 = K\{T_0(1 - a_1) - T_i a_1\} \quad (2-d)$$

T_s 을 샘플링 주기이다. 이 식을 이용하여 이산시간 영역의 구성도를 변환하면 그림 1 과 같다.

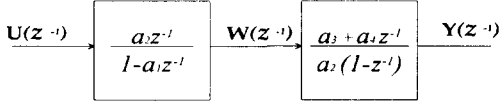


그림 1 이산시간 영역에서 직류 서보 전동기의 구성
Fig. 1 Block diagram of DC servo motor in the discrete-time domain

III. 자기순환 신경망의 구성

1. 신경망 구성

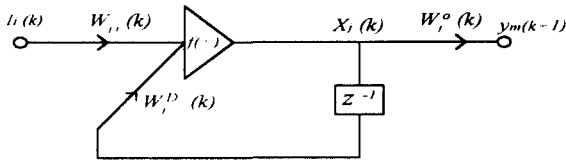


그림 2 자기 순환 신경망 구성도
Fig. 2 Configuration Self-Recurrent Neural Network

그림2의 자기 순환 신경망에서 $I_i(k)$ ($i=1 \sim n$)는 입력층의 입력, $X_j(k)$ ($j=1 \sim h$) 은 은닉층의 출력, W_{ji} 는 은닉층 j 번째 뉴런과 i 번째 입력간의 연결강도, W_j^D 는 은닉층 j 번째 뉴런의 출력이 자신의 입력으로 회귀하는 연결강도, W_j^o 는 은닉층 j 번째 뉴런과 출력층간의 연결강도 이다. 그림 2에서 은닉층의 입력 $S_j(k)$, 은닉층 출력 $X_j(k)$ 와 출력층 출력 $y_m(k+1)$ 는 다음과 같다

$$S_j(k) = \sum_{i=1}^{n+1} W_{ji} I_i(k) + W_j^D X_j(k-1) \quad (3-a)$$

$$X_j(k) = f\{S_j(k)\} \quad (3-b)$$

$$y_m(k+1) = \sum_{j=1}^{h+1} W_j^o X_j(k) \quad (3-c)$$

이다. 식(3)에서 $f(\cdot)$ 는 활성화 함수(activation function)이다. W_{ji} , W_j^D 와 W_j^o 을 수정하기 위해서는 다음과 같이 역전파 알고리즘(Back-propagation Algorithm)을 적용한다. 즉, 계의 기준입력이 $r(k+1)$ 일 때 이 신경망 출력 $y_m(k+1)$ 간의 오차는

$$e(k+1) = r(k+1) - y_m(k+1) \quad (4)$$

이고 평가함수 J 는 다음과 같다.

$$J(k) = \frac{1}{2} \{e(k+1)\}^2 \quad (5)$$

식(5)의 평가함수를 최소화 하기 위해서 최소 하강법(Gradient descent method)에 의해서 매 샘플링시간마다. 다음과 같이 수정된다.

$$W(k+1) = W(k) - \lambda \frac{\partial J}{\partial W(k)} \quad (6)$$

식(6)에서 $W(k)$ 는 수정될 연결강도, $W(k+1)$ 는 수정된 연결강도이고 λ 는 학습을 이다. 오차 $e(k+1) \neq 0$ 일때 연결강도는 수정되고 $e(k+1) = 0$ 일 때 수정이 완료된다. 식(6)에 의해서 $W_{ji}(k+1)$, $W_j^D(k+1)$ 그리고 $W_j^o(k+1)$ 을 구하면 다음과 같다.

$$W_{ji}(k+1) = W_{ji}(k) + \lambda e(k+1) W_j^o f'(S_j(k)) I_i(k) \quad (7-a)$$

$$W_j^D(k+1) = W_j^D(k) + \lambda e(k+1) W_j^o f'(S_j(k)) X_j(k-1) \quad (7-b)$$

$$W_j^o(k+1) = W_j^o(k) + \lambda e(k+1) W_j^o f(S_j(k)) \quad (7-c)$$

2. 자기순환 신경망 학습

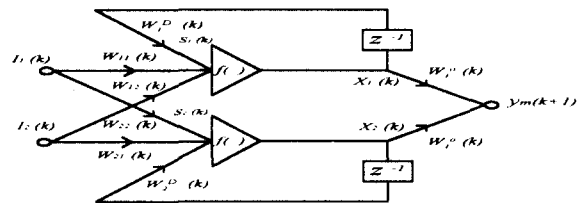


그림 3 자기 순환 신경망 학습
Fig. 3 Learning of Self-Recurrent Neural Networks

그림3 에서 입력층 뉴런수 ($n=2$), 은닉층 뉴런수 ($h=2$) 이고 $X_{n+1}(k) = 0$ 이고 $X_{h+1}(k) = 0$ 일 경우 은닉층의 입력 $S_1(k), S_2(k)$ 는 은닉층 출력, 즉 출력층의 입력 $X_1(k), X_2(k)$, 출력층의 출력 $y_m(k+1)$ 는 다음과 같다.

$$S_1(k) = W_{11}(k) I_1(k) + W_{12}(k) I_2(k) + W_1^D(k) \times X_1(k-1) \quad (8-a)$$

$$S_2(k) = W_{21}(k) I_1(k) + W_{22}(k) I_2(k) + W_2^D(k) \times X_2(k-1) \quad (8-b)$$

$$X_1(k) = f\{S_1(k)\} \quad X_2(k) = f\{S_2(k)\} \quad (8-c)$$

$$y_m(k+1) = W_1 \circ X_1(k) + W_2 \circ X_2(k) \quad (8-d)$$

IV. 신경망 PID 제어기의 적응동조

1. PID 제어기의 구성

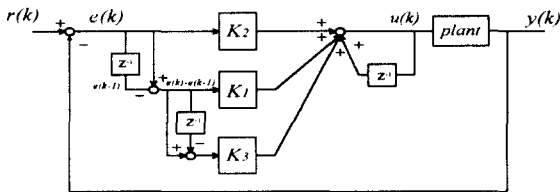


그림 4 기존의 PID 제어기의 구성
Fig. 4 Generation of PID Controller

그림4 에서 $e(t)$ 는 오차는 PID 제어기의 입력이 이고 T_i 는 적분시간, T_d 는 미분시간, 그리고 K_c 는 이득이다. 이산시간형의 제어입력 $U(k)$ 는

$$U(k) = K_c \left\{ e(k) + \frac{1}{T_i} \sum_{i=1}^k e(i) T_L + T_d \frac{e(k) - e(k-1)}{T_L} \right\} \quad (9)$$

이고 T_L 은 샘플링 시간이다. 속도형 PID 제어기는 다음과 같다.

$$U(k) = U(k-1) + K_1 \{e(k) - e(k-1)\} + K_2 e(k) + K_3 \{e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)\} \quad (10)$$

식(14)에서 K_1 는 비례계수, K_2 는 적분계수, 그리고 K_3 는 미분계수로 다음과 같다.

$$K_1 = K_c, \quad K_2 = \frac{K_c T_L}{T_i}, \quad K_3 = \frac{K_c T_d}{T_L} \quad (11)$$

2 신경망 적응동조 PID 제어기 구성

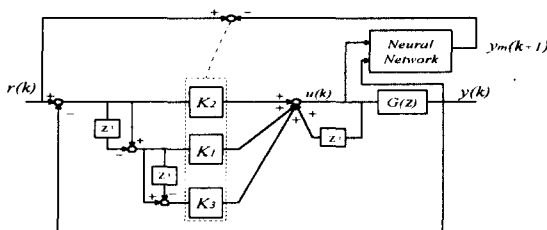


그림 5 자기 순환 신경망을 이용한 적응동조 PID 제어기
Fig. 5 Adaptive-tuning PID Controller using Self-Recurrent Neural Network

식(10)에서 $k_i (i=1, 2, 3)$ 은 역전과 알고리즘에 의해서 PID 제어기의 계수 $K_i(k)$ 온라인(On-line)으로 조정(update) 함으로 적응 동조하도록 하는 식은 다음과 같다.

$$K_1(k+1) = K_1(k) + \lambda e(k+1) [W_1 \circ f'(S_1(k)) W_{11}(k) + W_2 \circ f'(S_2(k)) W_{22}(k)] \{e(k) - e(k-1)\} \quad (12-a)$$

$$K_2(k+1) = K_2(k) + \lambda e(k+1) [W_1 \circ f'(S_1(k)) W_{11}(k) + W_2 \circ f'(S_2(k)) W_{22}(k)] e(k) \quad (12-b)$$

$$K_3(k+1) = K_3(k) + \lambda e(k+1) [W_1 \circ f'(S_1(k)) W_{11}(k) + W_2 \circ f'(S_2(k)) W_{22}(k)] \{e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)\} \quad (12-c)$$

IV. 시뮬레이션 및 고찰

직류 서보 전동기의 각속도 $W(k)$ 와 각위치 $Y(k)$ 에 대한 차분 방정식은 다음과 같다.

$$W(k) = a_1 W(k-1) + a_2 U(k-1) \quad (13)$$

$$Y(k) = Y(k-1) + \left(\frac{a_3}{a_2}\right) W(k) + \left(\frac{a_4}{a_2}\right) W(k-1) \quad (14)$$

표 1. 직류 서어보 전동기의 제정수
Table 1. Parameters of DC servo motor

$K_t : 0.457 [N \cdot m/A]$	$K_e : 0.457 [V \cdot sec/rad]$
$R_a : 1.63 [\Omega]$	$T_i : 70 [msec]$
$F : 0.15 [kg \cdot cm]$	$T_m : 12 [msec]$

식(13)과 식(14)에서 계수 a_1, a_2, a_3 및 a_4 는 표1의 직류 서보전동기의 제 정수를 이용하여 식(2)에서 계산되고, 샘플링 시간 $T_L = 20 [ms]$ 이며, 그리고 식(13)에서 $U(k)$ 는 제어대상의 입력 $U(k)$ 이고. 자기순환신경망의 연결강도 조정식은 식(15)과 같다.

$$W_{11}(k+1) = W_{11}(k) + \lambda e(k+1) W_1 \circ f'(S_1(k)) u(k) \quad (15-a)$$

$$W_{21}(k+1) = W_{21}(k) + \lambda e(k+1) W_2 \circ f'(S_2(k)) u(k) \quad (15-b)$$

$$W_{12}(k+1) = W_{12}(k) + \lambda e(k+1) W_1 \circ f'(S_1(k)) y(k) \quad (15-c)$$

$$W_{22}(k+1) = W_{22}(k) + \lambda e(k+1) W_2 \circ f'(S_2(k)) y(k) \quad (15-d)$$

$$W_1^o(k+1) = W_1^o(k) + \lambda e(k+1)f(S_1(k)) \quad (15-e)$$

$$W_2^o(k+1) = W_2^o(k) + \lambda e(k+1)f(S_2(k)) \quad (15-f)$$

$$W_1^D(k+1) = W_1^D(k) + \lambda e(k+1)W_1^o f'(S_1(k)) \times X_1(k-1) \quad (15-g)$$

$$W_2^D(k+1) = W_2^D(k) + \lambda e(k+1)W_2^o f'(S_2(k)) \times X_2(k-1) \quad (15-h)$$

그림 5 에서 제어대상의 입력 $u(k)$ 그리고 출력 $y(k)$ 을 이용하여 신경망에서 계의 응답 변동이 있을 때 식 (12)에서 적응 동조된 PID제어기의 계수들을 온라인(On-line)으로 조정(Update)하여 기존의 PID 제어기 계수 K_1, K_2, K_3 를 자동동조 되도록 조정하였다.

PID 계수들을 자동동조 하기 위해서 자기순환 신경망의 계수들을 $\lambda = 0.0023$ 으로 설정하고 자기순환 신경망의 연결강도 초기치를 $W_{11}(0) = 5.12, W_{12}(0) = 0.0023, W_{21}(0) = 0.34, W_{22}(0) = 0.21, W_1^o(0) = 0.004, W_2^o(0) = 0.0042, W_1^D(0) = 0.023, W_2^D(0) = 0.025$ 신경망을 학습시키고 $K_1(0), K_2(0), K_3(0)$ 를 변화시켜서 계의 특성변화를 고찰하였다. 먼저 그림7 기존의 PID 제어기를 이용하여 비례계수 $K_2=1.5$, 적분계수 $K_1=7.0$, 미분계수 $K_3=5$ 로 초기 설정하고 계 응답을 보였다. 상승시간은 작으나 과도상태응답 크고 지연시간이 있음을 볼 수 있다. 그림 8는 $K_1(0) = 3.45, K_2(0) = 3.897, K_3(0) = 2.987$ 로 설정했을 때 과도상태 응답과 지연시간이 완전 제거되어 최적 적응 동조 모드가 설정되어 양호한 특성을 얻을 수 있다.

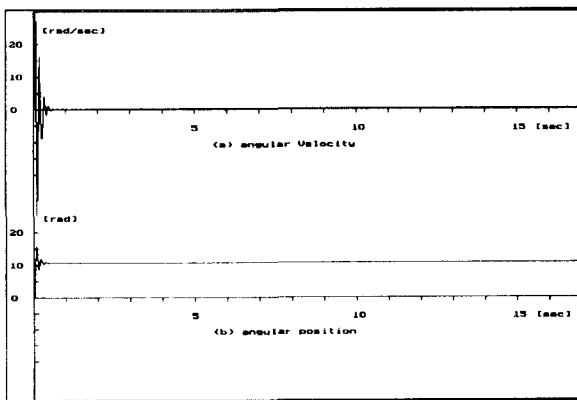


그림7. PID 제어계의 계응답
Fig. 7 The response of PID control system

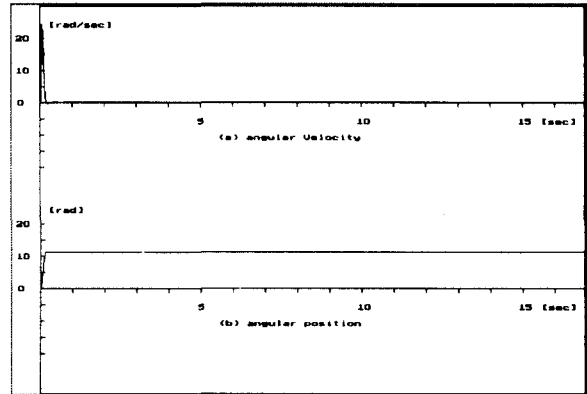


그림 8. 적응동조 PID 제어계의 응답
Fig. 8 The response of adaptive-tuning PID control system

V. 결 론

본 논문에서는 위치제어계에서 신경망인 자기순환 신경망을 이용하여 시스템 기준치와 계 응답의 오차가 최소화 되도록 신경망 적응동조 PID 제어기를 제안하고 PID 제어기의 계수를 역전과 알고리즘으로 적용시켜 실시간으로 적응 동조시켜 제어대상의 직류 서보전동기를 컴퓨터 시뮬레이션으로 다음과 같은 결론을 얻었다. 최적 동조 계수들의 초기치를 적절히 설정 할때 과도 상태 응답은 제거되어 양호한 계응답 특성을 얻을 수 있었다. 따라서 신경망 적응동조 PID 제어기에서 각각의 계수의 초기치를 적절히 설정함으로써 최적의 적응 동조하여 동특성 계응답에 아주 양호하고 최적의 계 응답 특성을 검증 할 수 있었으며, 적응 동조 알고리즘을 기타 제어분야에 많이 응용 가능 할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- (1) H. Butler, Ger Homderd, and Job von Amerongen, "Model Reference Adaptive of a Direct-Drive DC Motor", IEEE Control System Magazine Jan. 1989.
- (2) 高泰彦, "直流電動機의 速度應答改善을 위한 制御器의設計", 東義大學校 産業技術研究所 研究誌, 第 4卷, 1990, 2, pp. 11-117.
- (3) P. B. Schmidt and R. D. Lorentz, "Design Principles and Implementation of DC Drives", IEEE Trans. Ind. Appl., Vol. 28, No. 3, 1992, pp. 594-599.
- (4) K. H. Lee and Z. Bien, "Initial condition problem of learning control", IEEE PROCEEDINGS-D, Vol. 138, No. 6, November. 1991.
- (5) K. J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, and P.J.Gawthrop, "Neural networks for control systems-a survey", Automatica, Vol. 28, pp. 1083-1112, 1982.
- (6) M. Saerens and A. Soquet, "A neural controller based on back propagation algorithm", Proc. of First IEE Int. Conf. on Artificial Neural Networks, London, pp. 211-215, 1989.