

# PID 계수를 가중치로 가진 단일뉴런을 이용한 Rotary Inverted Pendulum 제어

이정훈\*, 정성부\*\*, 엄기환\*

\*동국대학교, \*\*서일대학

전화 : 02)2260-3332, FAX : 02)2279-1798

## Rotary Inverted Pendulum Control Using Single Neuron With Weights of PID Parameters

Lee Jeong-Hun\*, Chung Seong-Boo\*\*, Eom Ki-Whan\*

\*Dept. of Electronics, Dongguk Univ.

\*\*Dept. of Electronics, Seoil College

[ljhoon99@orgio.net](mailto:ljhoon99@orgio.net)

### Abstract

In this paper, we proposed the inverted pendulum control method using single neuron neural network that have weights as PID parameters. The proposed method has three inputs(proportion, integration, differentiation term of the error), and uses weights as P, I, D parameters.

In order to verify the effectiveness of the proposed method, we experimented on the rotary inverted pendulum with load effect disturbance. The results showed the effectiveness and robustness of the proposed pendulum controller.

### I. 서론

PID제어기는 에러에 대한 비례(Proportion)항, 적분(Integration)항, 미분(Differentiation)항의 선형조합으로 출력을 내는 제어기로서 각 항의 계수를 조절하여 시스템에 적용시킬 수 있어 실제의 산업현장에서 널리 사용되고 있다. 그러나 PID의 이러한 비례, 적분, 미분의 특성상 우수한 성능을 가질 수는 있지만 각 계수를 전문가의 경험이나 실험값에 의존할 수밖에 없고, 한번 정해진 계수값은 부하의 변동시 다시 설정해야 하는 등의 단점이 있다[1].

최근에 이러한 PID계수를 자동으로 조절하는 방식이 연구되고 있는데, 특히 신경회로망, 퍼지이론 등의 인공지능을 이용하여 PID계수를 찾아내는 방식이 주로 연구되고 있다[2][3]. 이중 퍼지이론은 전문가의 경

험이나 실험값에 의존하여 퍼지 테이블을 만들어야 하는 단점이 있고, 출력을 PID의 각 계수로 사용하는 다층 신경회로망을 이용한 방식은 학습을 통해 각 계수를 찾아내지만 계산량이 많아 시스템에 부하가 많고 실시간 처리의 어려움 등의 단점이 있다[4].

본 논문에서는 이러한 단점들을 해결하기 위하여 단일뉴런의 가중치를 PID의 각계수로 사용하여 직접 학습하는 Rotary Inverted Pendulum제어기를 제안한다.

제안한 방식은 구조적으로 간단하고 계산량이 적어 빠른 계산의 장점을 가지며, 초기 PID계수의 선정이 잘못되었을 경우에도 학습에 의해 계수가 최적의 상태로 수정되어 성능과 강인성이 뛰어나다.

제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 Rotary Inverted Pendulum에 대하여 부하변동 실험을 통하여 기존의 PID제어기와 비교 검토한 결과 제어성능의 우수함을 확인하였다.

### II. PID 제어기

PID 제어는 신호의 비례(P), 적분(I) 및 미분(D) 동작을 이용한 것으로 시스템의 요구 조건과 안정도에 따라 PI, PD 또는 PID의 형태로 제어한다. PID 제어기의 제어 신호는 출력의 오차, 오차의 시간에 대한 적분, 오차의 시간 변화율의 선형 결합이며 세 가지의 이득 상수 모두가 조절 할 수 있다. PID 제어기는 만족할 만한 정도로 오차를 감소시킬 수 있고 동시에 만족할 만한 안정도와 감쇠를 줄 수 있는 제어기로 알려져 있다[1]. 비례항은 단순히 오차에 비례하여 제어하고, 적분항은 정상상태의 오차를 감소시키며 미분항은 응답의 오버슈트(overshoot)를 감소시키는 예측 동작을

한다. 비례항은 오차 신호에 비례계수  $K_p$ 를 곱하고 적분항은 오차의 적분값에 적분계수  $K_i$ 곱하며, 미분항은 오차 미분값에 미분계수  $K_d$ 를 곱해진다.

아날로그 시스템에서 사용되는 PID 시스템의 식은 식 (1)과 같다.

$$U(t) = K \left\{ e(t) + \frac{1}{T_I} \int e(t) dt + T_D \frac{de(t)}{dt} \right\} \quad (1)$$

식(1)을 이용하여 이산 시간 PID 제어기에서 1번 샘플링한 주기의 변화분인 제어기의 출력값은 식 (2)와 같다.

$$u(n) = u(n-1) + K_p(e(n) - e(n-1)) + K_i e(n) + K_d(e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)) \quad (2)$$

$K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$ 는 PID 제어기의 비례, 적분, 미분 계수이며,  $u(n-1)$ 은 전 단계 제어기 출력,  $e(n)$ 은  $n$  번째 단계의 에러이다.

### III. PID 계수를 가중치로 가진 단일 뉴런 제어기

PID 제어기의 구조는 여러 면에서 단일뉴런 신경회로망의 구조와 유사한 점이 많고, 서로의 단점을 보완할 수 있는 구조로 되어있다.

PID 제어기는 세 개의 계수항인 비례, 적분, 미분항들의 초기값을 전문가의 경험적으로 찾아내는 데에 따라 구성된 제어기의 성능이 결정되며, 신경회로망에서는 출력의 오차에 따라 연결강도가 최적이 되도록 학습하고 입력뉴런과 곱해져서 활성화함수를 통해 출력이 결정된다.

이들의 장점들만을 골라 제어기를 구성하면, 신경회로망의 출력이 PID 제어기의 계수항으로 연결되는 것이 아니라 학습되는 연결강도 자체를 PID 제어기의 계수항으로 사용하여 구성할 수 있으며 단일뉴런 신경회로망을 이용하면 다층신경회로망의 출력을 PID계수로 학습시킨 방식과 비교해 계산과정을 획기적으로 줄일 수 있다. 그러므로 실시간 제어를 가능하게 하고 시스템의 구조를 간단하게 할 수 있는 특징을 갖게 된다. 성능 또한 PID 제어기와 비교하여 그 수렴 속도와 오차의 크기면에서 더 우수하며 고정된 계수를 갖는 PID 제어기 보다 왜란이나 부하변동에 대해 강한 강점을 갖는다.

이상과 같이 단일 뉴런 신경회로망을 이용한 PID 제어 시스템의 전체 구조는 그림 1과 같다.

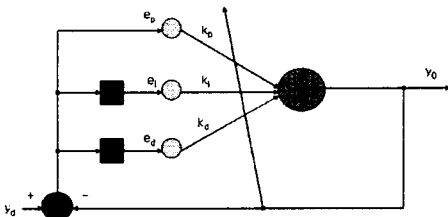


그림 1. 단일뉴런 PID 제어방식

Figure 1. Single Neuron PID Control Method

시스템의 목적함수는 식 (3)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} (y_d - y_o)^2 \quad (3)$$

그림 1에서 단일 뉴런 신경회로망의 입력 벡터는

$$e_p = e(t) - e(t-1) \quad (4)$$

$$e_i = e(t) \quad (5)$$

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

가되며 연결 강도와 곱해진다.

단일 뉴런의 세 개의 연결 강도에서  $e_p$ 와 연결된 연결 강도는 PID 제어기의 각 계수인  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$ 와 같다. 따라서 단일 뉴런의 입력은 식 (7)과 같다.

$$net = K_p e_p + K_i e_i + K_d e_d \quad (7)$$

활성 함수  $f$ 는 식 (8)와 같은 선형함수를 사용한다.

$$f(net) = net \quad (8)$$

오차를 줄이기 위한 연결 강도 조정식은 LMS(least mean square) 학습규칙을 이용하여 이용하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$k_p(t+1) = k_p - \eta \frac{\partial e}{\partial k_p} \quad (9)$$

$$k_i(t+1) = k_i(t) - \eta \frac{\partial e}{\partial k_i} \quad (10)$$

$$k_d(t+1) = k_d(t) - \eta \frac{\partial e}{\partial k_d} \quad (11)$$

여기서  $\eta$ 는 신경회로망의 학습률이다.

chain rule을 적용하여 식 (9), (10), (11)을 정리하면 각각 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial e}{\partial K_p} &= \frac{\partial e}{\partial y_o} \frac{\partial y_o}{\partial net} \frac{\partial net}{\partial K_p} \\ &= (y_d - y_o) \frac{\partial y_o}{\partial net} e_p \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial e}{\partial K_i} &= \frac{\partial e}{\partial y_o} \frac{\partial y_o}{\partial net} \frac{\partial net}{\partial K_i} \\ &= (y_d - y_o) \frac{\partial y_o}{\partial net} e_i \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial e}{\partial K_d} &= \frac{\partial e}{\partial y_o} \frac{\partial y_o}{\partial net} \frac{\partial net}{\partial K_d} \\ &= (y_d - y_o) \frac{\partial y_o}{\partial net} e_d \end{aligned} \quad (14)$$

식 (12), (13), (14)에서 활성화함수는 선형함수이므로  $\frac{\partial y_o}{\partial net} = 1$  이 된다.

### IV. 실험

#### 4-1. Rotary Inverted Pendulum

Rotary Inverted Pendulum은 다음 그림 2과 같다.

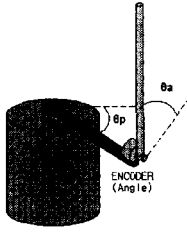


그림 2. 로터리 Inverted Pendulum  
Figure 2. Rotary Inverted Pendulum

$\theta_a$  : Pendulum pole의 각도[rad]

$\theta_p$  : Pendulum base의 position 각도[rad]

Rotary Inverted Pendulum의 모델링된 상태방정식은 식 (15)과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -33.04 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 49.30 & 73.41 & -2.29 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 74.89 \\ 0 \\ -111.74 \end{bmatrix} u \quad (15)$$

$x_1$  :  $\theta_p$ 의 각속도       $x_2$  :  $\theta_p$ 의 각가속도

$x_3$  :  $\theta_a$ 의 각속도       $x_4$  :  $\theta_a$ 의 각가속도

4-2. 실험 및 결과

PC상에서 Rotary Inverted Pendulum을 제어하는 전체 구성은 다음 그림 3과 같다.

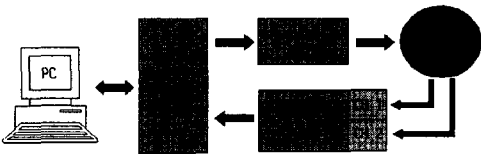


그림 3. 시스템 구성도  
Figure 3. The Block Diagram of The System

사용된 시스템 사양 및 조건은 다음과 같다.

- ▷ PC : Pentium III 500MHz / MS-DOS
- ▷ S/W : Turbo-C 3.0
- ▷ 엔코더 : Rotary encoder OEW2-10-2M (NIDEC NEMICON CORP.) (1000 pulse/회전)
- ▷ 모터 : 106-6004-11eo (SANYO DENKI) (DC 13.7V, 4.8A, 40W급)
- ▷ 모터제어방식 : PWM
- ▷ Sampling time : 0.53[ms] , 1875[Hz]

Pendulum이 평형상태인  $\theta_a = 0$ ,  $\theta_p = 0$ 에서 base측의 목표각도를 0도에서 3.6도로 설정했을 때 기존의 일반적인 PID제어방식으로 설계한 응답과 단일뉴런-PID제어방식의 pole의 각도와 base측 각도의 응답곡선은 각각 그림 4 그림 5와 같다. 또한 시스템에 왜란에 대한 응답을 보기위해 길이와 무게가 다른 pole을 교체했을 때의 응답곡선은 각각 그림 6, 그림 7과 같다.

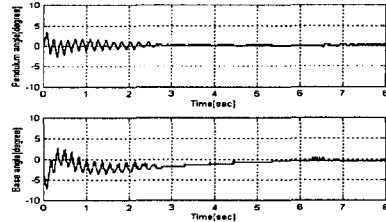


그림 4. 기존의 PID 제어방식의 응답  
Figure 4. Response of The Conventional PID Control Method

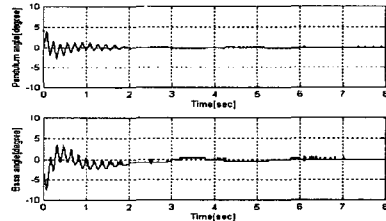


그림 5. 단일뉴런-PID 방식의 출력 특성  
Figure 5. Response of The Single Neuron PID Method

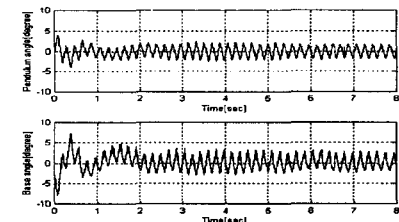


그림 6. 부하변동시 기존의 PID 제어방식의 응답  
Figure 6. Load Effect Response of The Conventional PID Control Method

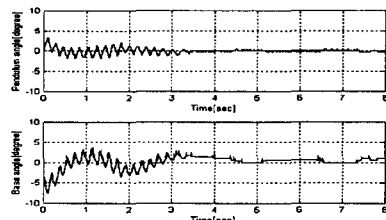


그림 7. 부하변동시 단일뉴런-PID 제어방식의 응답

Figure 7. Load Effect Response of The Single Neuron PID Control Method

그림 4와 그림5의 결과에서 보듯이 PID의 계수를 조정 한 후에도 오차의 변화에 따라 단일뉴런 신경 회로망에 의해 다시 PID계수가 조정이 되면서 더 빠른 응답을 보였으며 그림 6과 그림 7은 pole을 교체 한 후에 PID 방식은 PID의 각계수가 고정이 되어있어 발진을 하였으나, 제안한 방식은 부하가 변동되어도 학습에 의해 수렴하는 것을 볼 수 있다.

## VII. 결 론

본 논문에서는 단일뉴런의 가중치를 PID의 각계수로 사용하여 직접 학습하는 방식으로 Rotary Inverted Pendulum의 실시간 제어방식을 제안하였다.

제안한 방식은 PID 제어기의 파라미터를 단일 뉴런 신경회로망의 연결강도로 사용하고 학습에 의해 알맞은 각각의 파라미터들의 값을 찾아 수렴해 가는 방식이다. 단일뉴런 PID방식과 기존의 일반적인 PID제어 방식을 Rotary Inverted Pendulum에 대하여 비교 실험한 결과 제안한 방식의 성능이 우수하였고, 왜란에 대한 강인함을 보였다. 제안한 방식의 PID형 단일뉴런 제어방식은 설계가 간단하고, 지능적인 학습능력이 있어 기존의 PID 제어기보다 우수하고, 실용적이므로 기존의 PID제어기를 대치사용 가능하며, 속도와 용량이 작은 마이크로프로세서 레벨에서도 실시간으로 신경회로망에 의한 PID 제어가 가능해지고 많은 자동화시스템에 적용할 수 있으리라 사료된다.

## 참고문헌

- [1] Karl J. Astrom, Tore Hagglund , "PID Controllers: Theory, Design, and Tuning", ISA, 1995.
- [2] Tang, K.S.; Kim Fung Man; Guanrong Chen; Kwong, S., "An optimal fuzzy PID controller", Industrial Electronics, IEEE Transactions on Vol. 48 Issue: 4 , Aug. 2001 P757-765.
- [3] Yamamoto, T., Kaneda, M., Oki, T., Watanabe, E., Tanaka, K, "Intelligent tuning PID controllers ", IEEE International Conference on , Volume: 3 , Oct. 1995 P2610-2615.
- [4] 정종대, "인공신경망에 의한 PID 제어기 자동 동조에 관한 연구", 한국퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, Vol 6 No.2 p36-42, 1996.