

신경망을 이용한 자기동조 비선형 PID제어

김대호*김정욱*서보혁*
경북대학교 전기공학과*

Self-tuning Nonlinear PID Control Using Neural Network

Dae-ho Kim*, Jung-wook Kim*, Bo-hyeok Seo*

Abstract - This paper present the strategy of self-tuning nonlinear PID control using neural network. The nonlinear PID controller consists of a conventional PID controller and a neural network compensator. The neural network is trained by back-propagation algorithm. In this paper we propose modified back-propagation algorithm to improve learning speed. The results of simulation show the usefulness of the proposed scheme.

1. 서 론

PID(Proportional-Integral-Derivative)제어기는 구조의 단순함과 견실한 특성을 지니고 있기 때문에 여전히 산업현장에서 널리 이용되고 있다. 그러나, PID 제어는 비선형 특성이 크거나 큰 시정수를 갖는 공정에는 적합하지 않다. PID 제어기는 비선형성이 적거나 동작 영역이 작은 범위로 제한되어 있을 때 적합하게 사용될 수 있고, 동작 영역이 큰 비선형 공정에 대해서는 선형구간으로 분할하여 각각의 선형영역에 대한 제어기를 구성하고, 적합한 제어기를 선정하여 사용하는 Gain Scheduling 기법을 사용하거나, Model-based 비선형 제어 기법을 사용하여 제어할 수 있지만, 이러한 방법은 정확한 공정모델을 필요로 한다. 이러한 PID 제어의 한계를 극복하고 특성을 향상시키기 위해 신경망을 이용한 활발한 연구가 진행되어 많은 결과들이 발표되었다. Wang은 비선형 PID 제어기는 선형성분을 제어하는 일반적인 PID 제어기와 비선형성분을 제어하는 신경망 보상기로 구성된다는 것을 제시하였다. 본논문에서는 Wang의 이론을 근거로 한 자기동조 비선형 PID 제어 기법을 제시하고 신경망의 학습은 역전파 알고리즘을 적용하였는데, 학습속도를 향상시키기 위해 공액 기울기법(Conjugate gradient method)도입 하여 사용하였다. 제시된 기법은 수압 승강기에 모델에 적용한 사례연구를 통해 그 타당성을 검증하였다.

2. 본 론

2.1 PID 제어기의 초기 동조

PID 제어기 전달함수는

$$G_c(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \tag{1}$$

이며, K_p , K_i 와 K_d 는 각각 비례 이득, 적분이득 미분이득이다. 식 (1)을 이산시간으로 표현하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

제어기	비례이득	적분이득	미분이득
P	0.5 K_u		
PI	0.4 K_u	0.8 T_u	
PID	0.6 K_u	0.5 T_u	0.12 T_u

표1. Ziegler-Nichols 동조 관계식

$$u(k) = K_p e(k) + K_i T_s \sum_{i=1}^k e(i) + \frac{K_d}{T_s} \Delta e(k) \tag{2}$$

여기에서 $u(k)$: 제어입력, $e(k)$: 기준치와 플랜트 출력치와의 오차, T_s : 샘플링 시간, $e(k) = e(k) - e(k-1)$ 이다. PID 제어기의 초기 파라메타는 Ziegler-Nichols 동조법을 사용한다.

이 방법은 샘플링 시간이 길어짐에 따라 계단입력에 대한 오버슈터가 커지고 진동이 오래가므로 적절하게 수정되어야 할 필요가 있으나, 계산상의 간단함과 많은 이용을 통한 신뢰성으로 인해 실제 제어분야에서 PID 제어기의 동조를 위해 널리 사용되고 있다. 표1.에서 K_u 와 T_u 는 각각 비례제어에서의 임계이득과 임계주기이다.

이 두 가지 값을 구하는 방법에는 여러 가지 방법들이 있으나, 본 논문에서는 릴레이 동조법을 사용하였다. 릴레이 동조법은 그림1-1.에 보인 것과 같이, 공정진동을 생성하기 위해 불감영역을 갖는 릴레이를 이용한다. 릴레이는 공정출력 오차가 설정 값보다 크면 최소값을 가지고, 오차가 설정값 보다 적으면 최대값을 가지도록 동작한다.

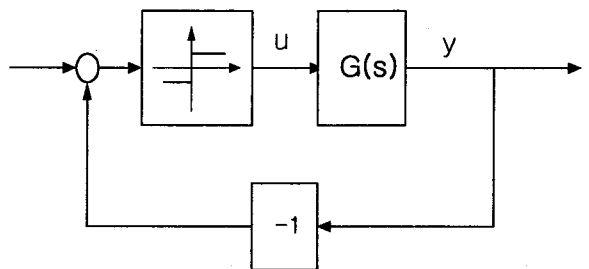


그림1-1. 릴레이 케환 블록선도

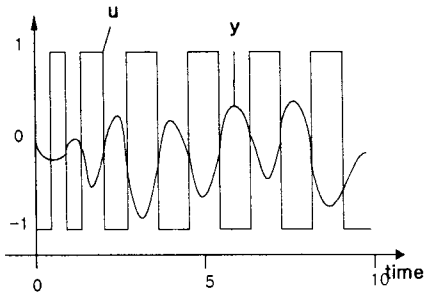


그림1-2. 릴레이 제어 입력 신호 파형

그림1-2.에 의해 T_u 를 구할 수 있고, 다음 식에 의해 K_u 를 구할 수 있다.

$$K_u = \frac{4d}{\pi a} \quad (3)$$

여기서 d: 릴레이 진폭, a: 출력 파형의 침두치
구해진 T_u 와 K_u 를 표1의 Ziegler-Nichols 동조 관계식을 이용하여 PID 제어기의 초기 파라미터를 구한다.

2.2 신경망을 이용한 자기 동조

본 논문에서는 역전파 신경망을 사용한다. 신경망의 구조는 다음과 같다.

그림2.에서와 같이 3개의 입력 노드 $e(k), e(k-1), e(k-2)$, 8개의 은닉 노드, 3개의 출력 노드 $K_p(k), K_i(k), K_d(k)$ 로 구성된다. 출력층과 은닉층의 활성화 함수(activation function)는 다음과 같이 표현되는 시그모이드(sigmoid) 함수이다.

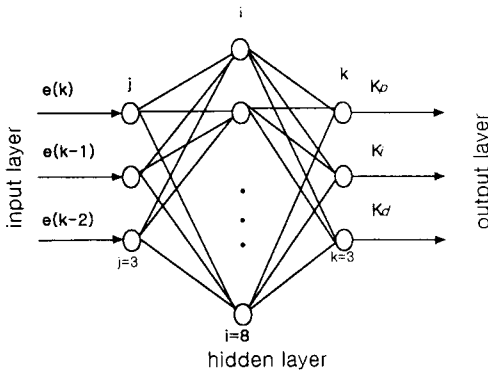


그림2. 역전파 신경망의 구조.

$$g[\cdot] = 0.5[1 + \tanh(x)] \quad (4)$$

$$f[\cdot] = \tanh(x) \quad (5)$$

그리고 최소화 시켜야 할 평가함수는

$$E(k) = \frac{1}{2} e(k+1)^2 = \frac{1}{2} [r(k+1) - y(k+1)]^2 \quad (6)$$

으로 표현되며, 여기서 r: 기준 입력, y: 플랜트 출력이다. 역전파(Back-propagation) 알고리즘에서 주목할 한 가지 문제점은 학습과정이 너무나 많은 시간을 소비한다는 것이다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 빠른 학습능력

을 갖는 신경망에 대한 연구가 많이 진행되었다. 본 논문에서는 학습속도를 향상시키기 위해서 역전파 알고리즘에 공액 기울기법(Conjugate gradient method)을 도입하였다. 연결강도 $w(k)$ 는 다음과 같은 관계식에 의해 학습되어진다.

$$\Delta w(k+1) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w(k)} + m \Delta w(k) \quad (7)$$

여기서 η 는 학습률(learning rate), m 은 관성상수(momentum)이다. 본 논문에서는 이 두 가지 값을 구하기 위해 공액 기울기법에 의해 구해진 값은 다음과 같이 표현된다.

$$\eta = \alpha_k, \quad m = \frac{\alpha_k}{\alpha_{k-1}} \beta_{k-1} \quad (8)$$

그리고, β_k 는 두 가지 형태로 표현된다.

$$\beta_k = \frac{g_{k+1}^T (g_{k+1} - g_k)}{g_k^T g_k} \quad (9)$$

(Polak-Ribiere formula)

$$\beta_k = \frac{g_{k+1}^T g_{k+1}}{g_k^T g_k} \quad (10)$$

(Fletcher-Reeves formula)

여기서, g 는 초기점에서의 평가함수의 부기울기 벡터이고, α 는 공액방향벡터 ($-g$)의 계단 길이 (step length)이다.

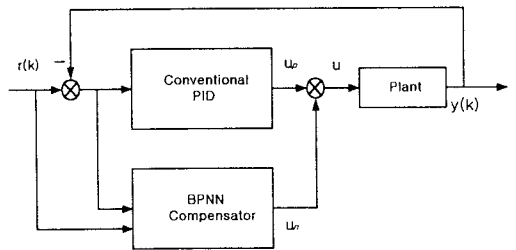


그림3. 전체 시스템 구성도

그림3.에서 알 수 있듯이 자기동조 비선형 PID 제어기는 일반적인 PID 제어기와 역전파 신경망 보상기로 구성되어 있음을 알 수 있다. 플랜트는 두 개의 제어기 출력의 합에 의해 제어된다.

$$u(k) = u_p(k) + u_n(k) \quad (11)$$

여기서 $u_p(k)$ 는 Ziegler-Nichols 동조법에 의한 출력이고, $u_n(k)$ 는 역전파 신경망 보상기의 출력이다.

역전파 신경망 보상기는 실시간 학습을 통해 플랜트의 비선형성에 의한 PID 제어기의 한계를 보충하게 된다. 동시에 역전파 신경망 보상기는 피드포워드 제어기로 동작하여 시스템의 응답 속도를 개선시킨다.

2.3 사례연구

본 논문에서 제안된 기법을 수압 승강기 모델에 적용시켜 사례연구를 하였다. 간략화된 수압 승강기 모델은 다음과 같이 표현된다.

$$Y(s) = \frac{1}{(0.3s+1)(s^2+2 \times 19 \times 0.06s+19^2)} \quad (12)$$

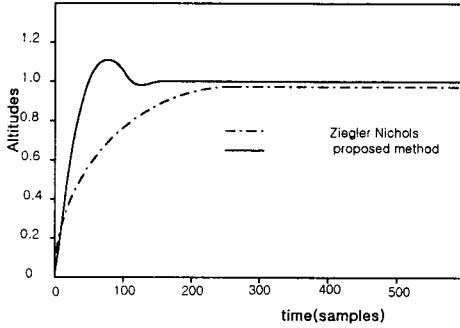


그림4. 플랜트의 스텝응답

그림4는 플랜트의 스텝응답을 보여준다. 그림에서도 알 듯이 제안된 기법이 일반 PID 제어기보다 더 나은 성능을 보여준다는 것을 알 수 있다.

3. 결 론

본 논문에서는 Wang의 이론에 근거하여 선형성분을 제어하는 일반적인 PID 제어기와 비선형성분을 제어하는 신경망 보상기로 구성된 자기동조 비선형 PID제어기를 제시하였다. 신경망은 역전파 알고리즘에 공액 기울기법을 도입하였으며 사례연구를 통해 학습속도가 향상되었음을 알 수 있었다.

(참 고 문 헌)

- [1]Saiful Akhyar and Sigeru Omatu, "Self-tuning PID Controlled by Neural Networks". Proceed. of 1993 International Joint Conference on, Vol.3,pp. 2749-2752, 1993
- [2]Yonghong Tan, De Keyser, R. "Adaptive PID control with neural network based predictor,Control '94 International Conference on,Vol.2 ,pp. 1490-1494 , 1994
- [3]Matsukuma, T, Fujiwara, A,Namba, M, Ishida, Y, "Non-linear PID controller using neural networks", Neural Networks,1997,vol.2,pp.811 -814 ,1997
- [4]Yonghong Tan,Xuanju Dang, Van Cauwenberghe A, "A neural network based nonlinear PID controller using PID gradient training ", Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on,pp. 29-33,1999
- [5]Wang Beilei Zhao,Lin Tan Zhenfan,"Neural network based online self-learning adaptive PID control ", Proceed. of the 3rd World Congress on , Vol.2,pp. 908-910,2000
- [6]Wang Fuli and et.all, "A PID -like controller for nonlinear systems",Proc. of the ACC,pp. 1558-1562, 1997
- [7]Zaghw, A.,Dong, W.M."An automated approach for selecting the learning rate and momentum in backpropagation networks ", 1994 IEEE International Conference on, Vol.1,pp. 464-469, 1994.