

PID-신경망 복합형 제어기를 이용한 직류 서보전동기의 강인한 속도제어

(Robust Speed Control of DC Servo Motor Using PID-Neural Network Hybrid Controller)

박활서* · 전성재**

(Wal-Seo Park · Jeong-Chay Jeon)

요 약

산업 자동화의 고정밀도에 따라 직류서보 전동기는 강인제어가 요구되고 있다. 하지만 PID 제어기를 갖는 전동기 제어 시스템이 부하 외란의 영향을 받게되면 제어 시스템의 강인제어는 어렵게 된다. 이에 대한 보완적인 한 방법으로 본 논문에서는 전동기 제어시스템을 위한 PID-신경망 복합형 제어기법을 제시하였다. 신경망 제어기의 출력은 부하 외란 인가시에 발생되는 오차와 오차 변화율에 의해서 결정된다. 신경망 제어기를 이용한 직류서보 전동기의 강인제어는 시뮬레이션에 의하여 확인하였다.

Abstract

Robust control for DC servo motor is needed according to the highest precision of industrial automation. However, when a motor control system with PID controller has an effect of load disturbance, it is very difficult to guarantee the robustness of control system. As a compensation method solving this problem, in this paper, PID-neural network hybrid control method for motor control system is presented. The output of neural network controller is determined by error and rate of error change occurring in load disturbance. The robust control of DC servo motor using neural network controller is demonstrated by computer simulation.

1. 서 론

산업 자동화의 고정밀도에 따라 직류 서보 전동기는 강인하고 정밀한 제어가 요구되고 있다. 근래에 보다 정교한 현대 제어 이론들이 개발되었음에도 불

구하고 산업현장의 전동기 제어에는 PID 제어기가 널리 쓰이고 있다[1,2].

이는 구조가 간단하고 과도 응답특성이 좋으며 정상상태 오차를 제거할 수 있기 때문이다. 그러나 PID 제어기를 사용한 궤환제어에서 부하 외란이 인

*정회원 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 조교수

**정회원 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 석사과정

접수일자 : 1997. 12. 10

※ 이 논문은 1997년도 원광대학교 교비 지원에 의해 연구됨

가되면 출력은 설정값에서 이탈하게 된다. 그러므로 부하 외란이 인가되더라도 정밀한 제어가 요구될 때에는 이탈 정도를 최소화 시킬수 있는 제어기법의 적용이 필요하다[3].

최근에 입-출력 관계의 사상(mapping)을 구현하는 신경회로망도 많은 관심을 받고 연구되고 있다. 신경회로망은 입-출력 관계가 합수적이든, 논리적이든, 그렇지 않으면 이를 관계가 미지의 관계이든 어느 한 분야에만 국한되지 않고 적용이 가능하다.

적용분야는 패턴인식 및 분류, 적응필터 및 신호처리, 공정 및 플랜트 모델링, 지능제어분야 등에서 이루어지고 있다[4~6].

본 논문에서는 부하 외란 인가시 직류서보 전동기의 강인제어를 위한 PID-신경망 복합형 제어기법을 제안하였다. 신경회로망 제어기의 출력은 부하 외란 인가시에 발생되는 오차와 오차 변화율에 의해 결정된다. 입력변수는 오차와 오차 변화율을 사용하였고, 신경망의 연결가중치는 역전파(Back-propagation) 학습알고리즘에 의해 오차를 최소화 할 수 있도록 학습되었다.

신경망의 구조는 2입력 1출력을 갖는 3층의 전방향 신경회로망(feedforward neural network)으로 써 첫 번째 및 두 번째 히든층의 뉴런수가 각각 3과 4인 경우를 사용하였다.

전동기 제어 시스템에서 제안된 제어기법이 부하 외란에 대하여 강인함을 시뮬레이션에 의하여 확인하였다.

2. 시스템의 구성

신경망 제어기를 갖는 시스템의 구조는 그림 1과 같은 형태를 취한다.

그림 1에서 전동기와 PID 제어기($K_p + K_i/S + K_d$)는 궤환제어 루프를 형성한다. PID 제어기의 매개변수는 계단응답법을 이용하여 결정된 값($K_p=0.0084$, $K_i=6.82$, $K_d=0.000034$)을 사용하였다.

제어기의 매개변수가 시스템 특성에 맞게 동조되더라도 전동기에 부하 외란이 인가되면 출력은 변화

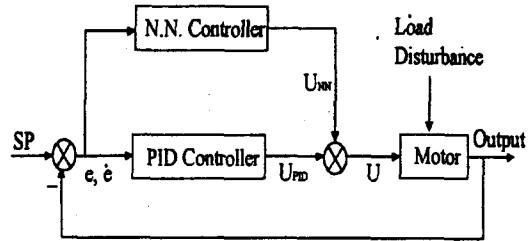


그림 1. 신경망 제어기를 갖는 시스템의 구성도

Fig. 1. Block diagram of system with neural network controller

하게 되어 오차(e)가 발생된다. 오차의 특성곡선은 시스템 특성과 부하 외란 크기에 의존된다.

그러므로 부하 외란의 존재시에 PID 제어기를 사용한 궤환제어 만으로는 오차를 허용값 이내로 유지하기 어려워서 정밀 제어가 어렵게 된다. 이러한 궤환제어 시스템이 갖는 문제점을 보완하기 위하여 PID-신경망 복합형 제어기법을 제안하였다.

신경망 제어기의 출력은 오차와 오차 변화율에 의해 결정된다. 전동기의 제어입력은 PID 제어기의 출력 및 신경망 제어기의 출력의 합으로 구성된다. 이와 같은 복합형 제어기법을 적용하므로써 부하 외란 존재시 단일 PID 제어기의 강인성이 떨어지는 단점을 충분히 극복할 수 있게된다.

직류서보 전동기의 전달함수는 식(2.1)과 같이 쓸 수 있다.

$$G(s) = K_t / [J \cdot L_a \cdot s^2 + (J \cdot R_a + B \cdot L_a) \cdot s + (K_t \cdot K_b + B \cdot R_a)] \quad (2.1)$$

본 논문에 사용된 직류서보 전동기 (정격출력 400(w))의 파라메터는 다음과 같다.

$$K_t = 2.26 [\text{Kgf} \cdot \text{cm}/\text{A}] : \text{토오크 상수}$$

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

$$L_a = 0.89 [\text{mH}] : \text{전기자 인덕턴스}$$

$$R_a = 1.2 [\Omega] : \text{전기자 저항}$$

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

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

이상의 값을 식(2.1)에 대입하면 식(2.2)과 같이 쓸 수 있다.

$$G(s) = \frac{222.46}{3 \times 10^{-3}s^2 + 4.1454s + 137.63} \quad (2.2)$$

3. 신경회로망 제어기

신경회로망의 기본적인 역할은 입·출력 관계의 사상(mapping)을 구현하는 것이다.

그러므로 입출력의 관계가 함수이든, 논리이든 또는 이들로 표현되지 않는 미지의 관계이든 간에 어느 한 분야에 국한되지 않고 일반적인 분야에 적용 가능하다.

그림 2에는 다층 신경회로망을 이용하여 제어입력(U_{NN}) 크기를 예측하는 방법을 도식적으로 나타내었다.

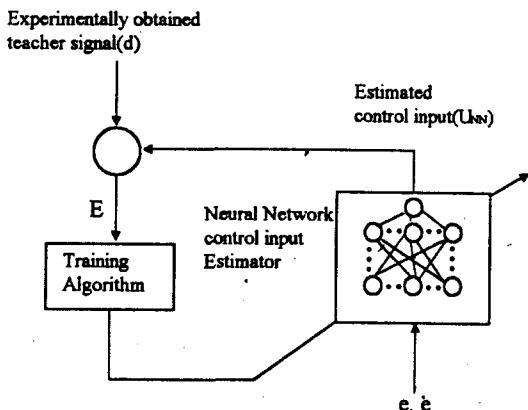


그림 2. 신경망을 이용한 제어입력(U_{NN}) 예측 블록선도
Fig. 2. Block diagram of control input(U_{NN}) estimation using a neural network

이를 수식으로 표현하면 식(3.1)과 같다.

$$U_{NN} = \Gamma[Wy] \quad (3.1)$$

여기서 입력벡터 (y) 그리고 출력벡터(U_{NN}), 가중치행렬(W)은 다음과 같다.

$$y = \begin{vmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_J \end{vmatrix} \quad (3.2), \quad U_{NN} = \begin{vmatrix} U_{NN1} \\ U_{NN2} \\ \vdots \\ U_{NNk} \end{vmatrix} \quad (3.3)$$

$$W = \begin{vmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1J} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2J} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{K1} & w_{K2} & \cdots & w_{KJ} \end{vmatrix} \quad (3.4)$$

y 는 부하 외란 인가시 최초 한 샘플에서 발생하는 e 와 e 로 구성되고, y_J 는 -1 이다. 그리고 비선형 대각선 연산자는 다음과 같다.

$$\Gamma[0] = \begin{vmatrix} f(0) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & f(0) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & f(0) \end{vmatrix} \quad (3.5)$$

또한, 우리가 원하는 신경회로망의 출력벡터, 즉 교사 신호는 다음과 같다.

$$d = \begin{vmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_K \end{vmatrix} \quad (3.6)$$

이상과 같은 방식으로 신경회로망의 출력(U_{NN}) 교사 신호(d)가 결정되면 오차 함수는 식(3.7)과 같이 정의된다.

$$E = \frac{1}{2}(d - U_{NN})^2 \quad (3.7)$$

이때 오차함수를 최소화하도록 뉴런사이에 서로 연결되어 있는 가중치들의 조정이 필요하다. 이는 굽강하법을 사용하면 다음 식과 같이 쓸 수 있다.

$$\Delta W = -\eta \nabla E \quad (3.8)$$

여기서 η 는 양의 상수로서 학습상수를 나타낸다. (3.7)식을 미분하여 (3.8)식에 대입하면 다음과 같다.

$$\Delta W = \eta(d - U_{NN}) \Gamma'[wy]y \quad (3.9)$$

학습에 의한 무게치의 갱신은 다음 식과 같이 이루어진다.

$$W(K+1) = W(K) + \Delta W(K) \quad (3.10)$$

이와같이 급강하법에서 2승오차를 최소화하는 방법은 엘타법이라 불리워지고 있다. 이를 중간층이 있는 3층 이상의 네트워크를 확장한 학습법이 백프로퍼게이션(Back-Propagation)법 또는 일반화된 엘타법이라 한다.

일정 부하 외란 인가시 e 와 \dot{e} 에 의한 최초 교사신호(d)는 최대오차 근처의 값을 사용한다. 그리고 d 값의 결정은 오차특성곡선의 고찰과 경험적 지식에 의하여 오차가 최소가 되는 값으로 결정된다.

이와같은 과정을 최소의 부하에서 최대부하 사이에 적당한 갯수만큼 선택하여 각 부하 외란에 대하여 학습을 시키게 된다. 학습방법은 백프로퍼게이션 법을 사용하였으며, 입력과 출력의 관계를 잘 표현해 줄 수 있는 신경회로망의 구조를 알아보기 위해 그 구조를 다양하게 변화시키면서 학습과 예측을 수행하였다.

학습상수는 수렴속도와 오차의 진동을 고려하여 으로 0.001로 사용하였다. 학습 반복횟수는 3000회 까지 하였다. 또한 응답함수는 첫 번째 히든층에 pureline함수, 두 번째 히든층에 tansigmoid함수, 출력층에 pureline함수를 사용하였다.

그림 3은 신경회로망의 구조변화에 따른 제곱오차의 합을 나타내고 있다. 그림 3에서 보는 바와 같이

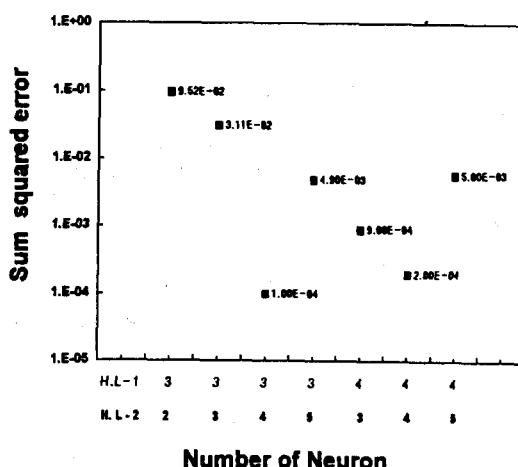


그림 3. 히든층의 뉴런수에 따른 제곱오차의 합

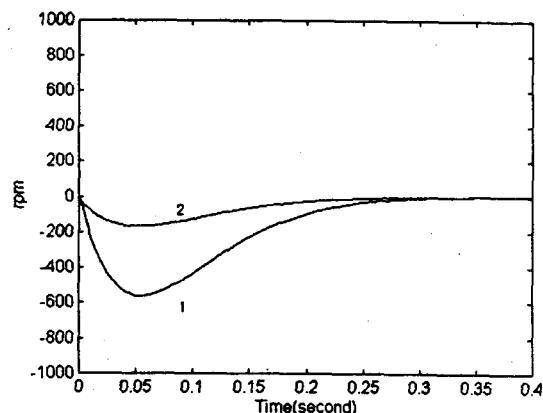
Fig. 3. The sum squared error according to the number of neuron in the hidden layers.

첫 번째(H.L.-1)와 두 번째(H.L.-2) 히든층의 뉴런수가 각각 3과 4인경우에 제곱오차의 합이 가장 작게 나타남을 알 수 있다.

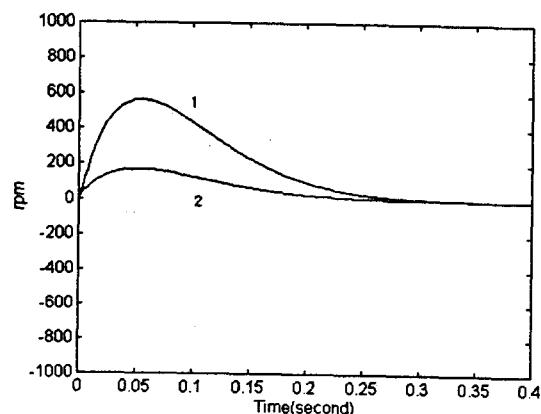
따라서 신경망 구조는 2입력 1출력에 첫 번째 및 두 번째 히든층의 뉴런수가 각각 3과 4인 경우를 사용하였다.

4. 시뮬레이션 및 결과고찰

제안된 제어시스템의 유용성을 살펴보기 위하여 제어 대상 플랜트로서 직류서보 전동기를 사용하였다. 그리고 직류서보 전동기에 대한 부하 외란의 영



(a) 음의 부하 외란에 대한 응답곡선



(b) 양의 부하 외란에 대한 응답곡선

그림 4. 500[rpm] 부하 외란에 대한 응답곡선

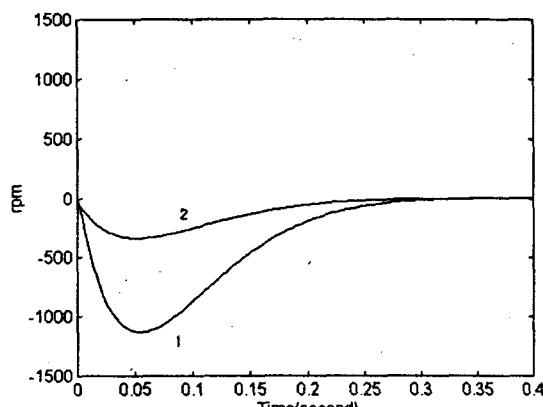
Fig. 4. Response curve of 500[rpm] load disturbance

향을 고찰하기 위하여 500[rpm]과 1000[rpm]의 계단함수를 각각 외란으로 인가하였다.

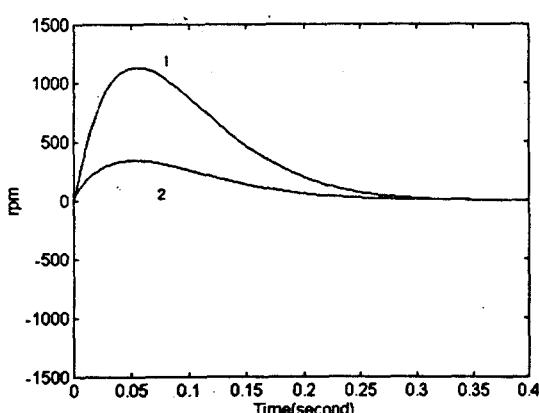
그림 4는 500[rpm]에 대한 양(positive)과 음(negative)의 외란 응답곡선이다.

그림 5에서는 부하 외란의 어떤 경우라도 제어수행이 잘됨을 보이기 위하여 한가지 예를 더 보이고자 한다. 보여지는 응답곡선은 1000[rpm]에 대한 양과 음의 부하 외란이 인가된 경우이다.

그림 4, 5의 곡선 1은 궤환 제어루프의 PID 제어기만 사용한 경우이고, 곡선 2는 PID 제어기와 신경회로망 제어기를 복합형으로 사용한 경우이다.



(a) 음의 부하 외란에 대한 응답곡선



(b) 양의 부하 외란에 대한 응답곡선

그림 5. 1000[rpm] 부하 외란에 대한 응답곡선

Fig. 5. Response curve of 1000[rpm] load disturbance

신경회로망 제어기를 사용하므로써 부하 외란의

영향은 그림 4에서 곡선 2는 곡선 1의 오차 최대치의 31.86(%)로 감소되었고, 그림 5에서 곡선 2는 곡선 1의 오차 최대치의 26.55(%)로 감소되었다. 그리고 곡선 2는 곡선 1보다 오차 0에 빠른 시간내에 접근함을 알 수 있다.

결과적으로 그림 4, 5에서 보이는 것처럼 PID 제어제어만을 사용했을 때보다 신경망 제어기를 복합형으로 사용하므로써 부하 외란의 영향을 현저히 감소시킬 수 있었다.

따라서 부하 외란 구간에서 어떠한 외란이 인가되더라도 서보제어 목적을 달성할 수 있으리라 사료된다.

5. 결 론

산업현장에서 전동기제어는 많은 자동화설비에 사용되고 있는데, 부하 외란 인가시에 강인제어는 어렵게 된다.

본 논문에서는 직류서보 전동기의 강인제어를 위하여 PID-신경망 복합형 제어기법을 제안하였다.

신경망 제어기는 오차와 오차 변화율에 의해 제어입력을 발생하게 된다. 제안된 신경망 제어기의 유용성을 살펴보기 위하여 500[rpm]과 1000[rpm]의 계단함수를 각각 부하 외란으로 인가하였다.

그림 4와 5에서 보여지듯이 PID 제어기와 신경망 제어기를 복합형으로 사용하므로써 부하 외란이 500[rpm]과 1000[rpm]일 때 오차는 각각 PID 제어기만을 사용했을 때 오차최대치의 31.86(%)와 26.55(%)로 감소됨을 알 수 있고, 빠른 시간 내에 오차 0에 접근함을 알 수 있다. 이와 같이 신경망 제어기를 사용하므로써 부하 외란의 영향을 현저하게 감소시킬 수 있다.

제안된 제어기법은 부하 외란이 문제가 되는 시스템의 정밀제어에 사용될 수 있으리라 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] K. J. Aström, Automatic tuning of PID controllers, Sumit Technical Associates Inc, 1988.
- [2] Z. Y. Zhao, M. Tomizuka and S. Isaka, "Fuzzy Gain

- scheduling of PID controllers", IEEE Trans. syst. man, cybern., Vol.23, No. 5, pp. 1393 – 1397, september/october. 1993
- [3] J. K. Solitine and W. Li, Applied Nonlinear Control, Prentice-Hall, 1991.
- [4] K. S. Narendra, K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical system using neural networks", IEEE Trans. on Neural Network, Vol.1 No.1, pp. 4 – 27, March 1990.
- [5] L. R. Medsker, Hybrid neural network and Expert system, Kluwer academic publishers, 1994.
- [6] F. C. Chen, "Back-propagation neural networks for nonlinear self-tuning adaptive control", IEEE control systems Magazine, pp. 44 – 48, April 1990.

◇ 著者紹介 ◇—————



박 월 서(朴曰緒)

1953년 5월 1일생. 1982년 원광대 공대 전기공학과 졸. 1985년 조선대학교 대학원 전기공학과 졸(석사). 1992년 원광대학교 대학원 전기공학과 졸(박사). 현재 원광대학교 전기공학과 조교수, 당 학회 전북지회 총무.



전 정 채(全正采)

1971년 6월 8일생. 1997년 원광대 공대 전기공학과 졸. 현재 원광대 대학원 전기공학과 석사과정.