

# 직류전동기의 부하변동을 보상하는 신경회로망 제어기의 설계

◦ 임 종광\*\*, 손 제현\*, 이 광석\*, 남 문현\*

\* 건국대학교 전기공학과 \*\* 국방과학연구소

## Neural Network-Based Load Intensive Controller Design for DC Motor

Jong-Kwang Lim\*\*, Jae-Hyun Son\*, Kwang-Suk Lee\*, Moon-Hyun Nam\*

\* Dept. of Electrical Eng., Kon-Kok Univ. \*\* Agency for Defense Development

### Abstract

The position control for DC motor under the unpredictable load variations is presented. Neural network controller trained to deal with this problem provide the estimates of system parameters. Pole placement is also performed in accordance with them. The proposed method is validated through computer simulation.

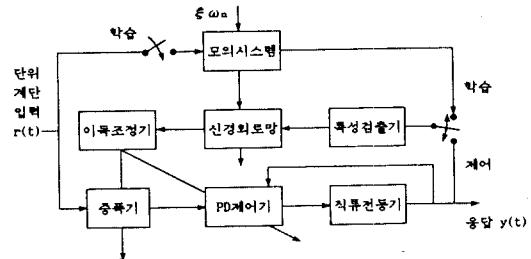


그림1. 직류 전동기의 위치제어 시스템

### 1. 서론

고정이득 제어기를 적용한 직류전동기의 위치제어는 부하변동으로 인한 시스템 매개변수의 변화로 요구하는 제어가 어렵다. 이런문제는 관측기도입[1][2], 가변구조 제어방식[3], 적응제어기법[4][5] 을 적용하여 해결하고있다. 한편 Kumar[6]는 신경회로망을 시스템식별기(system Identifier)로 사용하여 시스템 매개변수 변화 시에도 요구응답을 얻을 수 있음을 제시하였다.

본 연구에서는 신경회로망이 시스템의 응답특성을 검출하여 시스템의 매개변수추정값을 선정하였다. 추정값을 이용하여 극배치 과정을 통해 제어기 이득을 조정함으로써 전동기의 부하변동을 보상할 수 있음을 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 검증하였다.

### 2. 신경회로망 제어시스템

직류 전동기의 위치 제어를 위한 신경회로망 제어 시스템 구조는 그림 1 과 같으며 학습과 제어로 구분된다. 학습은 신경회로망이 시스템의 응답특성을 검출하여 시스템의 매개변수를 결정하는 과정이며 제어는 추정된 매개 변수를 이용 하여 제어기 이득을 조정하고 요구응답을 얻는 과정이다.

#### 2-1. 학습

직류 전동기의 위치 제어 시스템은 정상 동작시 2차

전형 시스템으로 가정하면 그림1에서 모의 시스템은 식 (1)과 같은 전달 함수를 갖게 된다.

$$G(s) = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\xi \omega_n s + \omega_n^2} \quad (1)$$

여기서,  $\xi$  는 계동비(damping ratio),  $\omega_n$  는 고유진동수(undamped natural frequency)이다. 시스템의 응답특성은  $\xi, \omega_n$  값에 의해 결정된다. 단위계단 입력에 대한 시스템 응답특성은[7]

- 상승시간  $t_r$  : 최종응답의 10% - 90%에 도달하는 시간
- 지연시간  $t_d$  : 최종응답의 50% 에 도달하는 시간
- 첨두시간  $t_p$  : 최대 오버슈트에 도달하는 시간
- 최대 오버슈트  $M_p$  : 최대응답크기와 최종응답의 차
- 안정시간  $t_s$  : 최종응답의 2% 범위내에 도달하는 시간

으로 정의된다. 시스템의 응답특성은 특성검출기로부터 검출된다. 신경회로망은 특성검출기에서 검출된 응답특성  $t_r, t_d, t_p, t_s$ 에 따른 시스템 매개변수  $\xi, \omega_n$  을 출력토록 학습된다. 신경회로망 입력은  $0.1 \leq \xi \leq 1.5$ ,  $0.5 \leq \omega_n \leq 2.5$  범위에서 각각  $\Delta \xi = 0.1, \Delta \omega_n = 0.5$  씩 변화시키면서 모의 시스템 응답에서 검출한 응답특성이고, 요구출력은 각 응답특성에 대응하는  $\xi, \omega_n$  이다. 전형적인 학습입력은 표 1 과 같다.  $\xi \geq 1$ 인 경우에는 오버슈트가 존재하지 않으므로  $t_p, M_p$  가 정의되지 않는다. 학습된 신경회로망은 제어과정에서 제어기 이득 조정에 필요한 시스템 매개 변수를 제공하는 시스템식별기 역할을 한다.

표1. 신경회로망 학습입력

$$0.1 \leq \xi \leq 1.5, \Delta \xi = 0.1$$

$$0.5 \leq \omega_n \leq 2.5, \Delta \omega_n = 0.5$$

입력					요구 출력	
$t_r$	$t_d$	$t_p$	$M_p$	$t_s$	$\xi$	$\omega_n$
-	-	-	-	-	-	-
-	-	o	-	o	-	-
-	-	-	-	-	-	-

2-2. 제어

제어대상 시스템은 전기자 제어 직류전동기이고, 비례 미분 제어가 제어한다. 전동기의 전달함수는 식(2)와 같다.

$$G(s) = \frac{K_m}{s(T_m s + 1)} \quad (2)$$

여기서,  $K_m$  은 전동기 이득상수로 전동기 특성과 부하의 점성마찰계수의 함수이다.  $T_m$  은 전동기 시정수로 전동기 특성과 부하의 관성모멘트의 함수이다. 본 논문에서는 부하의 점성마찰계수는 일정하고 부하의 관성모멘트만이 변하는 것으로 가정하였다. 비례미분 제어는 식(3)과 같이 표현되며 증폭기 이득은  $C$  이다.

$$G_c(s) = K_p + K_d s \quad (3)$$

여기서  $K_p$ 는 비례이득,  $K_d$ 는 미분이득이다. 시스템의 전체 전달함수  $G(s)$ 는 식(4)와 같다.

$$G(s) = \frac{C G_p(s)}{1 + G_p(s) G_c(s)} = \frac{C_1}{s^2 + a_{22} s + a_{21}}$$

$$a_{22} = (1 + K_m K_d) / T_m \quad (4)$$

$$a_{21} = K_m K_p / T_m$$

$$C_1 = C$$

식(4)에서 부하변화에 따라  $T_m$ 이 변하고 시스템의 응답 특성이 변하게 된다. 이때  $K_p, K_d, C$  를 조정하여 특성방정식의 근을 요구 위치로 이동시켜 요구응답특성을 얻을 수 있다. 이득 조정기가 이와같은 근배치과정을 수행한다. 이득조정은 식(1), (4)로부터 유도된 식(5)에 따라 수행된다.

$$K_p^* = \hat{\omega}_n^2 T_m / K_m = C^*$$

$$K_d^* = (2\hat{\xi} \hat{\omega}_n T_m - 1) / K \quad (5)$$

여기서  $K_p^*, K_d^*, C^*$  는 새로운 제어기 및 증폭기이득  $\xi, \omega_n$  는 신경회로망 출력으로 시스템 매개 변수의 추정값이다.

3. 컴퓨터 시뮬레이션

3-1. 시뮬레이션 방법

신경회로망은 입력층(input layer), 중간층(hidden-layer), 출력층(output layer)의 3층 구조를 갖는다. 입력유니트와 출력유니트는 각각 5개, 2개를 사용하였다. 중간유니트 수를 결정하는 방법은 개발되어 있지 않으나 경험상 출력유니트수의 1.5배 또는 2배가 적당하다[8][9]. 본 논문에서는 4개를 선정하였다. 학습입력이 신경회로망에 입력되기전에 0.15~0.85로 정규화(normalize)시켰고 출력되기전에 0.15~0.85로 정상(rescale)화시켰다. 가중치조정 알고리즘으로 역전파(backpropagation)알고리즘을 적용하였다. 학습속도 계수 및 모멘트 계수는 각각 0.9, 0.7 을 사용하였다. 학습은 200회 수행시켰으며 실효오차(RMS:root mean square) 6% 였다.(그림 2). 직류전동기 매개변수는 부하변동이 없는 경우  $K_m = 18.188, T_m = 0.06829$  이다. 시스템의 모델링 없이도 제어가능함을 보이기 위하여 제어기이득 및 증폭기 이득은 0.1~0.5사이의 랜덤값을 취하였다. 부하 변동시에는 부하 관성모멘트 기준 1.5 배 범위의 랜덤값을 취하도록 하였다. 제어목표는 시스템이 부하변동에 상관없이 항상  $\xi = 0.707, \omega_n = 1.5$  가 되도록 하는 것이다.

3-2. 결과

학습 수렴곡선은 그림 2 와 같다. 그림 3 은 실효오차 6%로 양호한 학습을 했음에도 불구하고 요구하는 시스템 매개변수값을 찾지 못하였다.

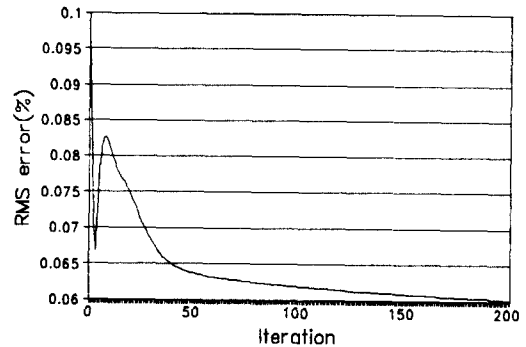
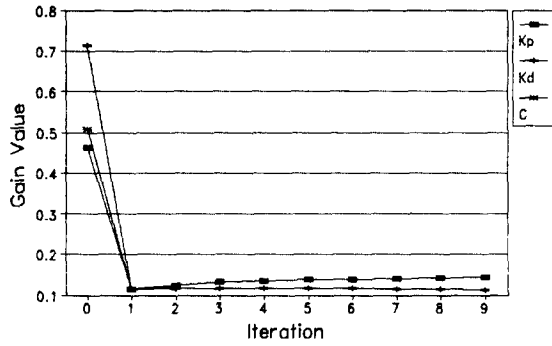
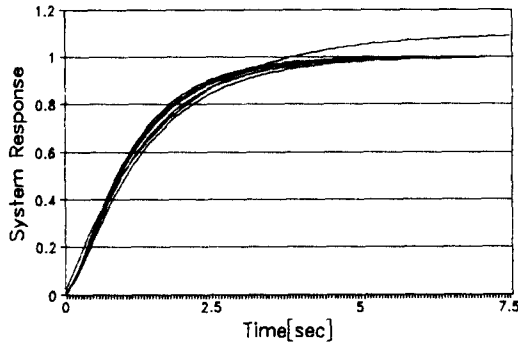


그림 2. 신경회로망 학습 곡선  
(200 회 반복 계산후 실효오차 6%로 수렴)

이것은 실효오차-가중치 공간상에 local minima의 존재를 의미한다. 곧 그림 4 와 같이  $(\xi, \omega_n)$  평면상에서 초기  $\xi, \omega_n$  값은 요구되는  $\xi, \omega_n$  으로 수렴되지 못하고 가장 가까운 값에 빠진다고 생각할 수 있다.



(a) 이득 변화



(b) 응답 변화

그림 3. 제어결과 실패한 경우: 반복계산에 따라  $\omega_n$  증가

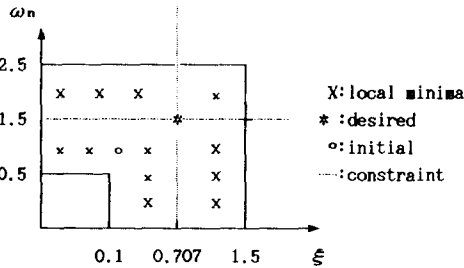
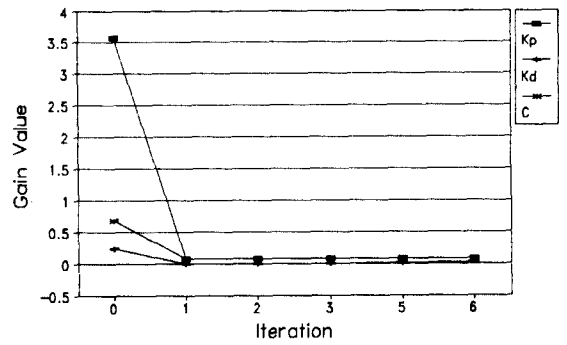


그림 4. 시스템 매개변수 공간

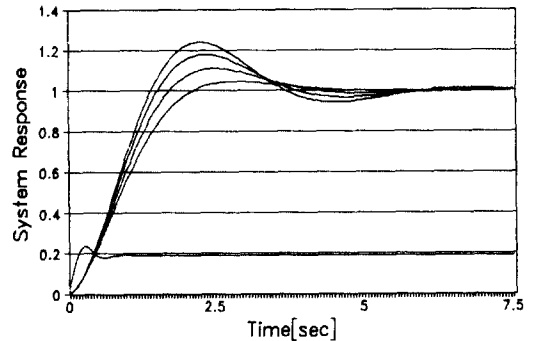
시뮬레이션 과정에서 local minima로 빠지는 현상을 검토한 결과  $\zeta$  또는  $\omega_n$ 이 항상 증가하였다. 이것은 초기 시스템의  $\zeta$  또는  $\omega_n$ 이 요구되는  $\zeta$  또는  $\omega_n$ 보다 큰 경우에는 결코  $\zeta$ ,  $\omega_n$ 으로 수렴할 수 없음을 시사한다. 따라서, 이를 방지하기 위해 제한조건으로 초기  $\zeta$  또는  $\omega_n$ 이 요구값보다 작은 값을 갖도록 하였다. (그림 4 참조)

제한 조건하에서 시뮬레이션한 결과는 그림 5와 같았다. 그리고 그림 6에서 ①은 부하 변동이 없는 경우 단 1회 수행으로  $\zeta$ ,  $\omega_n$ 을 만족하는 응답을 얻었다. 또 ②는 요구응답 상태에서 임의의 부하변동시 ②

로 시스템 특성이 변동되었지만, 극배치 조정으로 요구 응답 ③으로 수렴함을 보여준다.



(a) 이득 변화



(b) 응답 변화

그림 5. 제한조건하에서의 제어결과

표2는 부하변동시 시스템 매개변수값의 변화를 보여준다.

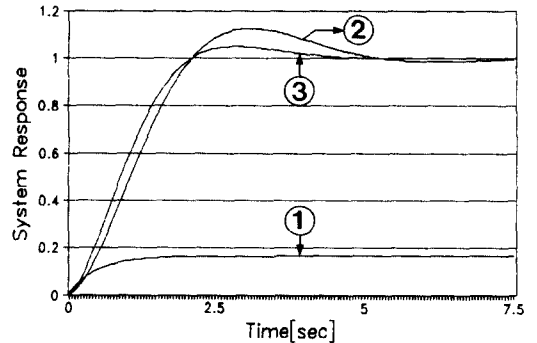


그림 6. 부하 변동시 제어결과

표2. 부하변동시 시스템 매개변수값의 변화.

	$K_p$		$K_d$		$C$		$\zeta$		$\omega_n$	
	초기	최종	초기	최종	초기	최종	초기	최종	초기	최종
정상 시스템	1.53	0.75	0.77	0.15	0.25	0.75	0.71	0.7	2.35	1.5
부하 변동 시스템	0.75	0.12	0.15	0.06	0.75	0.12	0.86	0.7	1.97	1.5

#### 4. 결 론

시스템의 응답으로부터 시스템 매개변수 제동비와 고 유진동수를 학습시킨 신경회로망으로 추정할 수 있다. 추정된 시스템 매개변수를 이용하여 요구응답이 되도록 비례 미분제어기 이득을 조정할 수 있음을 확인 하였다.

신경회로망의 학습이 양호하더라도 실제 제어시 local minima 에 빠지는 경우가 있었다. 이런 문제는 시스템 매개변수 값은 요구 매개변수 근처에서 시작하도록 제한 조건을 추가시킴으로써 해결하였다. 추후 연구과제로

(1) 제한조건없이 global minima 로 수렴하는 방법

(2) 실제 전동기의 실시간 위치 제어의 가능성 검토가 수행되어야 한다.

#### 참 고 문 헌

- [1] Y.Dote, " Aplication of Modern Control Techniques to Motor Control", Proc . of the IEEE, vol. 76, No.4, 4/1988, pp. 438-454.
- [2] K.Ohishi, et al, "Microprocessor - Controlled DC Motor for Load-Insensitive position servo system", IEEE, Trans. on Industrial. Electronics, vol, IE-34, No.1, 2/1978, pp.44-49.
- [3] H.Hashimoto, et al., "A Microprocessor-Based Robot Manuplator Control with Sliding Mode", IEEE trans, on Industrial Electronics , vol .IE-34. No.1, 2/1987, pp.11-18.
- [4] R.Kelly " A Linear-State Feedback Plus Adaptive Feed-Forward Control for DC servo motor", IEEE, trans. on Industrial Electronics , vol. IE-34, No.2, 5/1987, pp.153-157.
- [5] H.Butler, "Model Reference Adaptive Control of a Direct-Drive DC motor", IEEE Control Systems Magazine, 1/1989, pp. 80-84.
- [6] S.Kumar and A.Guez, "ART Based Adaptive Pole-Placement for Neuro Controllers", Neural Networks , vol.4 , 1991, pp. 319-335.
- [7] Ogata, Modern Control Engineering, Prentice-Hall, 1970.
- [8] 임종광, 김동수와 2인, "신경회로망을 이용한 회전기계의 결합진단 ", 국방과학연구소 전산연구회지, pp. 59 - 84, 1992.
- [9] 임종광, 손제현, 남문현 외 2인, "보철제어를 위한 EMG 패턴의 신경회로망 분류", '92 대한전기학회 하계 학술대회 논문집 , pp.468-472.

본 논문의 일부는 한국과학재단의 지원으로 이루어 졌음