

## 신경회로망 제어기를 이용한 PID 파라미터 추정에 관한 연구

권중동\*, 전기영\*, 김은기\*, 이승환\*\*, 오봉환§, 이훈구§§, 서영수\*, 한경희\*  
 \*명지대학교, \*\*대덕대학, §명지전문대, §§용인송담대학

### A Study on PID Parameters Estimation using Neural Network Controller

Jung-Dong Kwon\*, Kee-Young Jeon\*, Eun-Gi Kim\*, Seung-Hwan Lee\*\*, Bong-Hwan Oh§,  
 Hoon-Goo Lee§§, Young-Soo Seo\*, Kyung-Hee Han\*  
 \*Myongji Univ., \*\*Daedok College, §Myongji College, §§Yong-in Songdam College

#### ABSTRACT

In this paper, supposed to solve these problem to PID parameters controller algorithm using ANN. In the proposed algorithm, the parameters of the controller were adjusted to reduce by on-line system the error of the speed of IM. In this process, EBPA NN was constituted to an output error value of an IM and conspired an input and output. The performance of the self-tuning controller is compared with that of the PID controller tuned by conventional method (Ziehler-Nichols). The effectiveness of the proposed control method is verified thought the Matlab Simulink and experimental results.

#### 1. 서 론

현대 산업현장에서는 유도전동기 구동 시스템을 PID제어방식으로 널리 이용하고 있다. PID 제어기를 사용하는데 있어서 가장 어려운 점은 제어기의 파라미터를 정확하게 동조(Tuning)하는 것이다<sup>[1][2]</sup>. 제어기 파라미터가 고정인 경우 일정한 부하운전 시에는 양호한 특성을 보이지만 부하가 변동되거나 제어환경이나 시스템에 외란 및 잡음이 가해지면 원하는 제어 특성을 얻기 힘들다.

본 연구에서는 오류역전파(EBP:Error Back Propagation)알고리즘을 적용한 신경회로망 제어기로, PID 파라미터를 추정하여 유도전동기를 제어하는 방법에 관하여 제시한다. 신경회로망을 이용한 제어기는 기존 PID제어기 보다 응답시간이 빠르고, 오버슈트도 감소함을 시뮬레이션 및 실험을 통해 확인하였다.

#### 2. 신경회로망 제어기 구조

일반적인 디지털 속도형 PID제어기의 일반형태는 식(1)과 같다.  $T_s$ 는 샘플링 시간을 나타낸다. 각 파라미터들의 조절은 제어시스템의  $e(t)$ 에 영향을 준다.

그림 1의  $e(t)$ 는 EBP알고리즘과 최급하강법을

이용하여 신경회로망의 연결가중치를 조정하여 목적함수  $E$ 가 최소가 되도록 조절한다.

$$u(t) = u(t-1) + K_p[e(t) - e(t-1)] + K_i e(t) T_s + (K_D / T_s)[e(t) - 2e(t-1) + e(t-2)] \quad (1)$$

이때 목적함수  $E$ 는 식(2)와 같이 나타낸다.

$$E = \frac{1}{2} \{r(t-1) - y(t)\}^2 = \frac{1}{2} e(t)^2 \quad (2)$$

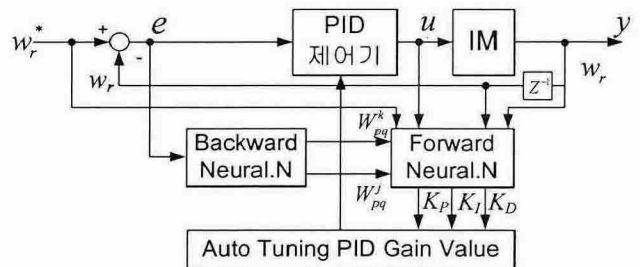


그림 1 EBP알고리즘을 이용한 자기동조 PID제어기 학습 블록선도

본 논문에서는 그림 2와 같이 3개의 층으로 구성된다.

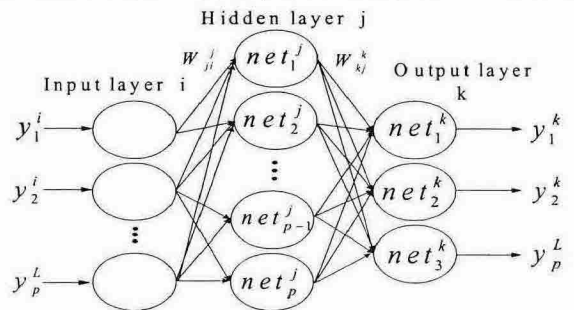


그림 2 신경회로망의 세부구조

각 출력의 뉴런들은 연결가중치  $\Delta W_{pq}^L$ 의 조정으로 값이 결정된다. 입·출력 뉴런들의 관계는 식(3),(4)와 같이 나타낸다.

$$net_p^L = \sum W_{pq}^L \times y_q^L \quad (3)$$

$$y_p^L = f(net_p^L) \quad pq: kj, ji \quad L: k, j, i \quad (4)$$

이때 함수  $f(x)$ 는 활성화 함수로 단조증가, 연속, 미분가능의 성질을 만족해야 하므로 일반적으로 시그모이드함수를 사용한다. 연결가중치의 변화에 따른 목적함수는 식(5)과 같이 나타낸다.

$$\Delta W_{pq} = -\frac{\partial E}{\partial W_{pq}} \alpha \quad (5)$$

$\partial E / \partial W_{pq}$ 를 연쇄법칙(Chain rule)에 의해 풀면 식(6)과 같이 나타낸다.

$$\frac{\partial E}{\partial W_{pq}} = \frac{\partial E}{\partial y(t)} \frac{\partial y(t)}{\partial u(t-1)} \frac{\partial u(t-1)}{\partial K(t-1)} \frac{\partial K(t-1)}{\partial W_{pq}} \quad (6)$$

플랜트에 대한 정보를 모른다면 미지의 플랜트에 대해 입·출력의 변화량과 부호는 유도할 수 있다. 그러므로  $sign$ 으로 나타내면 식(7)과 같이 나타낸다.

$$\frac{\partial y}{\partial u(t-1)} = sign\left(\frac{\partial y}{\partial u(t-1)}\right) \left| \frac{\partial y}{\partial u(t-1)} \right| \quad (7)$$

$K(t-1)$ 은 PID제어의 파라미터이므로  $K=K_P, K_I, K_D$ 가 된다. 그러므로  $\partial K(t-1) / \partial W_{pq}$ 는 EBP에 의해 식(8),(9)와 같이 나타낸다. 여기서  $FV^L=fv'(netL)$   $L=k,j,i$  층을 나타낸다.

$$\left( \frac{\partial K_P}{\partial W_{pq}^k} \frac{\partial K_I}{\partial W_{pq}^k} \frac{\partial K_D}{\partial W_{pq}^k} \right) = \left( \frac{\partial y_{1k}}{\partial W_{1q}^k} \frac{\partial y_{2k}}{\partial W_{2q}^k} \frac{\partial y_{3k}}{\partial W_{3q}^k} \right) = (F_1^k y_q^j F_2^k y_q^j F_3^k y_q^j) \quad (8)$$

$$\left( \frac{\partial K_P}{\partial W_{pq}^k} \frac{\partial K_I}{\partial W_{pq}^k} \frac{\partial K_D}{\partial W_{pq}^k} \right) = \left( \frac{\partial y_{1k}}{\partial W_{1q}^k} \frac{\partial y_{2k}}{\partial W_{2q}^k} \frac{\partial y_{3k}}{\partial W_{3q}^k} \right) = \{ F_q^j y_q^j (F_q^k W_{pq}^k) F_q^j y_q^j (F_q^k W_{pq}^k) F_q^j y_q^j (F_q^k W_{pq}^k) \} \quad (9)$$

$\partial u(t-1) / \partial K(t-1)$ 과 식(1)은 식(10)과 같이 나타낸다.

$$\frac{e(t-1) - e(t-2)}{\partial K(t-1)} = \begin{cases} e(t-1) & K=K_P \\ e(t-1) & K=K_I \\ e(t-1) - 2e(t-2) + e(t-3) & K=K_D \end{cases} \quad (10)$$

그러므로 연결가중치의 변화에 따른 목적함수의 변화는 식(7),(8),(9)와 (10)을 식(5)에 의해 식(11)과 같이 나타낸다.<sup>[3][4]</sup>

$$\Delta W_{pq} = -\frac{\partial E}{\partial W_{pq}} \alpha = \alpha \times e(t) \frac{\partial y}{\partial u(t-1)} \left( \frac{\partial u_1(t-1)}{\partial W_{pq}} \frac{\partial K_P(t-1)}{\partial W_{pq}} + \frac{\partial u_2(t-1)}{\partial W_{pq}} \frac{\partial K_I(t-1)}{\partial W_{pq}} + \frac{\partial u_3(t-1)}{\partial W_{pq}} \frac{\partial K_D(t-1)}{\partial W_{pq}} \right) \quad (11)$$

출력층과 중간층, 중간층과 입력층에서의 연결가중치 변화량을 나타내면 식(12)와 같이 나타낸다.

$$\Delta W_{pq}^L(t) = W_{pq}^L(t-1) + \Delta W_{pq}^L + \beta W_{pq}^L(t-1) \quad (12)$$

여기서  $\alpha$ 는 학습율  $\beta$ 는 모멘텀 상수이다.

### 3. 전동기 속도제어 적용

그림 3은 시뮬레이션을 위하여 구성된 유도전동기의 속도제어 시스템의 구조를 나타낸다. 전동기 제어기 설계를 위한 식 (13)은 동기좌표계에 의한 유도전동기 동적모델이다. 여기에서,  $p=d/dt$ 이고, 농형 유도전동기의 경우  $v_{dr}^e, v_{qr}^e=0$ 이다. 발생 토크 방정식은 식(14)와 같다. 여기에서,  $T_L =$  부하 토크,  $J =$  회전자 관성 모멘트,  $B =$  마찰계수,  $\omega_{rm} =$  기계적 각속도,  $\omega_r =$  회전자 각속도이다.

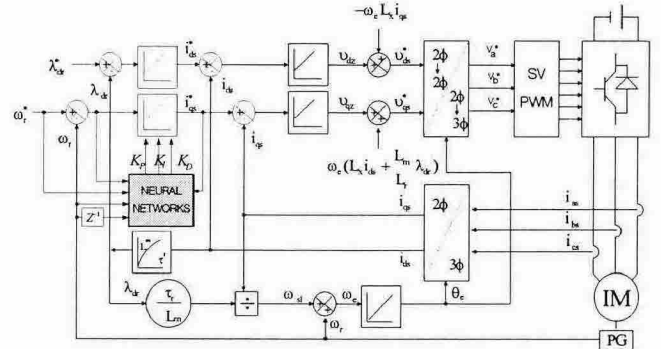


그림 3 전체시스템의 구성 및 전력회로

$$\begin{bmatrix} v_{ds}^e \\ v_{qs}^e \\ v_{dr}^e \\ v_{qr}^e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + pL_s & -\omega_e L_s & pL_m & -\omega_e L_m \\ \omega_e L_s & R_s + pL_s & \omega_e L_m & pL_m \\ pL_m & -(\omega_e - \omega_r)L_m & R_r + pL_r & -(\omega_e - \omega_r)L_r \\ (\omega_e - \omega_r)L_m & pL_m & (\omega_e - \omega_r)L_r & R_r + pL_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^e \\ i_{qs}^e \\ i_{dr}^e \\ i_{qr}^e \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$T_e = T_L + J \frac{d\omega_m}{dt} = T_L + \frac{2}{P} J \frac{d\omega_r}{dt} \quad (14)$$

### 4. 시뮬레이션 및 실험 결과

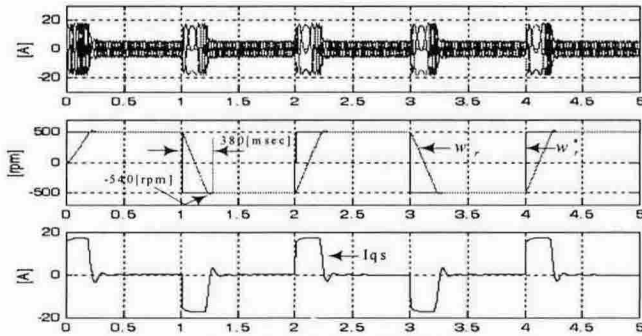
신경회로망을 이용한 제어기와 기존 PI제어기와 의 성능 비교 검증을 위하여 신경회로망은 4개의 입력뉴런과 20개의 은닉뉴런, 2개의 출력뉴런을 갖는 멀티 퍼셉트론으로 구성한다. 이때 학습율은 0.3 모멘텀은 0.4이다. 표 1은 시뮬레이션에 사용한 유도전동기의 정격과 파라미터를 나타낸다.

표 1 4극 유도전동기의 정격과 정수

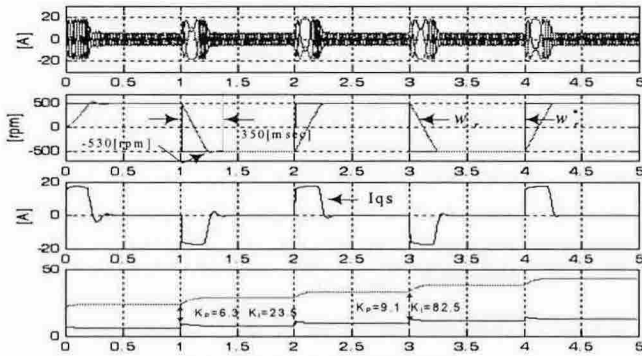
Rated power	2.2[kW]	Rs	0.9210[Ω]
Rated voltage	220[V]	Rr	0.5830[Ω]
Rated current	8.6[A]	Ls	0.0671[H]
Rated speed	1750[rpm]	Lr	0.0671[H]
Lm	0.0650[H]	J	0.0418[kgm <sup>2</sup> ]

그림 4는 속도 명령을 1초마다 500 → -500[rpm]으로 스텝 변화한 경우의 응답특성을 시뮬레이션한 결과파형이다. (a)는 40[rpm]의 오버슈트를 갖는다. 그러나 (b) 30[rpm], (c)는 기동시 오버슈트까지 제거되어 (a)보다 (b),(c)가 부하에 강인함을 확인하였다.

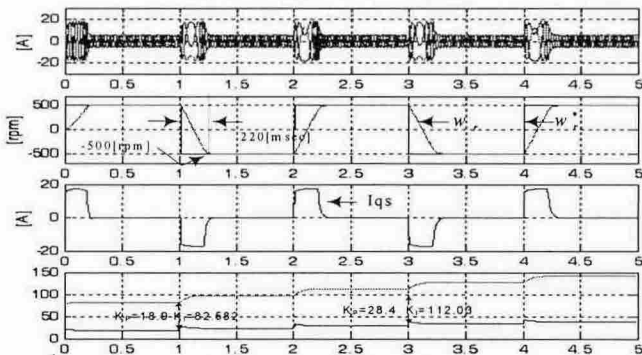
실험결과 시뮬레이션결과와 마찬가지로 게인값이 고정된 PI제어기에 비해 신경회로망으로 구현되어 게인값이 가변인 제어기가 속도 지령에 대한 응답특성이 우수함을 확인 할 수 있다.



(a) 기존의 PI 제어기



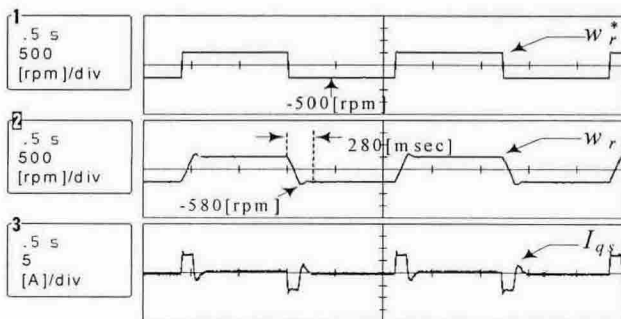
(b) 3회 학습 후 출력파형



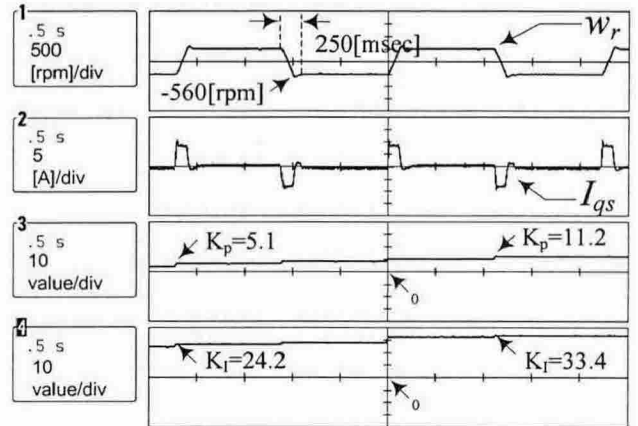
(c) 5회 학습 후 출력파형

그림 4 정역 스텝 응답 속도 & 토크성분전류 시뮬레이션 파형

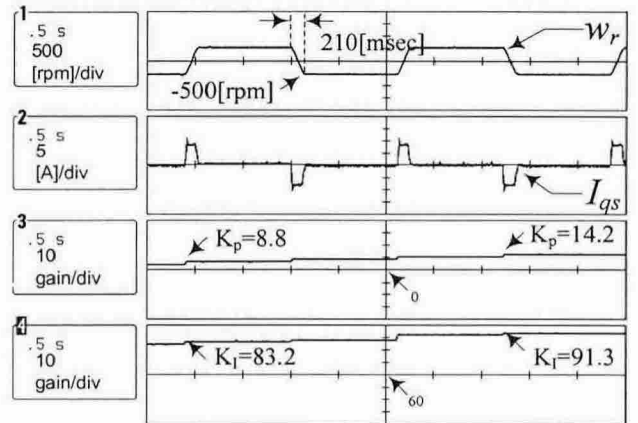
실험 결과파형 그림 5는 500→-500[rpm]까지의 정역운전시 파형을 나타낸다. (a)의 오버슈트(80[rpm])와 응답시간(280[msec])보다 (b)(60[rpm]),(250[msec]), (c)(0[rpm]),(210[msec])의 오버슈트와 응답시간이 양호함을 확인할 수 있다. 제안된 제어기는 정·역가변시 출력특성이 강인함을 알 수 있다.



(a) 기존의 PI 제어기



(b) 3회 학습 후 출력파형



(c) 5회 학습 후 출력파형

그림 5 정역 스텝 응답 속도 & 토크성분전류 실험 파형

## 5. 결론

본 논문에서는 유도전동기의 속도가변 시 PI제어기 파라미터를 실시간 자기 동조 하는 신경회로망 제어를 구현하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 기존 PI제어기의 응답시간(280[msec])보다 신경회로망 제어기의 응답시간(210[msec])이 70[msec] 이상 속도응답성을 갖음을 확인하였다.
- 2) 속도 가변시 과도상태에서 발생하는 평균 16%의 오버슈트가 신경회로망 제어기에서는 제거되어 제어가 양호함을 확인하였다.

## 참고 문헌

- [1] Toshio Fukuda, "Theory and Applications of Neural Network for Industrial Control System" IEEE Trans. Vol. 39, No. 6, Dec., 1992
- [2] C.A. Smith and A.B. Corripio, "Principle and Practice of Automatic Process Control", John Wiley and Sons, 1985
- [3] 정종대, "인공신경망에 의한 PID 제어기 자동동조에 관한 연구," 퍼지 및 지능 시스템 학회 논문지 제 6권 제 2호, pp36-42 1996
- [4] Kenji Iwasa, Noboru Morizumi "Pressure Control in a Plant Generating Chloride by Neural Network PID Control," Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on Volume 1, 27 Nov.-1 Dec. 1995