

## 칼만필터 학습 신경회로망을 이용한 고속 유도전동기의 센서리스 제어

이 병 순, 김 윤 호

중앙대학교 전기공학과

Sensorless Vector Control of High Speed Motor Drives based on Neural Network Controllers using Kalman Filter Learning Algorithm

Byung-Soon Lee, Yoon-Ho Kim

Chung-Ang Univ.

Abstract - This paper describes high speed squirrel cage induction motor drives without speed sensors using neural network based on Kalman filter Learning. High speed motors are receiving increasing attentions in various applications, because of advantages of high speed, small size and light weight with same power level. Learning rate by Kalman filtering is time varying, convergence time fast, effect of initial weight between neurons is small.

### 1. 서 론

고속 전동기의 수요와 용도는 고속 회전의 구동원을 본질적으로 필요로 한 경우, 장치 전체를 소형경량화 하기 위한 경우에 따라, 어느 용도에 대해서도 생산성 향상과 고성능화가 추진되는 동안은 회전 구동원의 한층 고속화가 요구되고 있다.

고속 유도전동기는 고속기로서 공장기계구동, 터보 분자 펌프 구동용의 소출력에서 압축기등의 대출력용에 광범위 가변속으로 많이 제작되고 있다. 이들 유도기를 사용한 구동시스템에서는 높은 제어성이 요구되는 경우에 벡터제어방식이 적용된다. 또한 유지, 보수가 문제가 되는 중용량에서는 구조적 견고성의 장점으로 인해 타 전동기 보다 유리하다.

지능제어는 비선형이거나 불확실한 미지의 요소들이 존재하는 복잡한 시스템의 적용에 적합하다. 신경망을 이용한 제어기는 일반적으로 정확한 수학적모델링 없이도 시스템의 특성을 학습한 후, 그 정보를 이용하여 제어기를 구성하는 데 입력과 출력의 정보로부터 압출력 관계를 학습, 자동적으로 지식 습득이 가능하다.[1]

또한 백프로퍼게이션 알고리즘에 의한 신경회로망의 학습률이 시불변인 일정한 상수인 반면 칼만 기법에 의한 신경회로망은 시변 학습률을 가짐에 의해초기 결선 강도와 학습률의 값에 크게 영향을 받지 않는다. 또한 정상상태의 오실레이션을 위한 모멘트 항을 필요로 하지 않는다.[2]

본 논문에서는 고속 유도 전동기에 특성에 적합한 센서리스 방식에 의해 고속뿐만 아니라 저속에서 동작 가능하며 외부의 란시 안정되게 동작 하기때문에 일반적인 적용이 편리하고, 비선형과 다변수 시스템에 적합한 우수한 제어기를 개발하고자 한다.

### 2. 센서리스 벡터제어

본 논문에서는 고속 전동기 구동에 적합한 비간섭 벡터제어

어 센서리스 방식의 알고리즘의 안정성을 해석하고 이를 분석하였다.

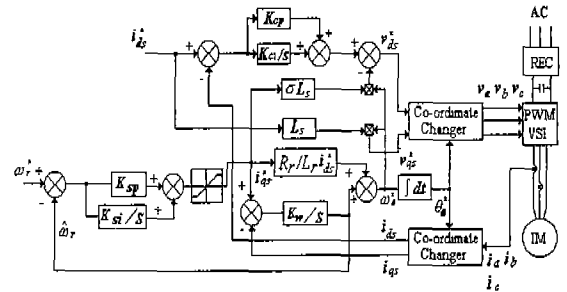


그림 2.1 비간섭 벡터제어 센서리스 방식 제어계 블록도  
Fig. 2.1 The block diagram of a decoupling sensorless vector control system.

그림 2.2 비간섭 벡터제어 센서리스시 고정자 저항 값이 1.3 Ω인 경우로 부하외란 등에 대해서 시스템이 더 안정됨을 알 수 있다. 그리고 가장 상부의 곡선은 전동기의 고정자 저항값을 1.3 Ω으로 전동기에만 부여하고, 제어부에는 0.5 Ω으로 제어기를 가한 경우이다. 오인된 파라미터에도 잘 적응되고 있음을 알 수 있다. 최 하단의 곡선인 무부하시는 무부하시에 비해 저속에서 불안정의 가능성을 보이고 있다.

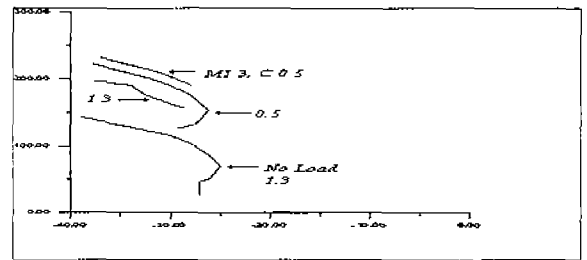


그림 2.2 비간섭 벡터제어 센서리스 방식의 근궤적  
(a) 부하시 근궤적 전동기의 Rs=1.3 Ω, 제어부 Rs=0.5 Ω  
(b) 부하시 근궤적 전동기, 제어부 Rs=1.3 Ω  
(c) 부하시 근궤적 전동기, 제어부 Rs=0.5 Ω  
(d) 무부하시 근궤적 전동기, 제어부 Rs=1.3 Ω

Fig. 2.2 Root locus with decoupling sensorless vector control.

- (a) Control Rs=1.3 Ω, motor Rs=0.5 Ω with load.
- (b) Rs=0.5 Ω with load. (c) Rs=1.3 Ω with load.
- (d) Rs=1.3 Ω with no-load.

### 3. 신경회로망

3.1 백프로퍼게이션 피드 포워드 신경회로망

퍼지제어에 언어적 표현에 의해 인간의 추론을 바탕으로

하는 반면, 신경회로망은 학습능력에 의한 두뇌의 신경조절을 토대로 하며, 기존의 전통적인 제어방식이 비선형 시스템에 대한 한계와 미지 파라미터에 의한 복잡한 계산량에 따른 문제점에 대하여 신경회로망의 경험적 학습은 제어 시스템이 비선형성과 불확실성에 잘 적응되도록 할 수 있다.[3]

신경회로망 제어의 구성방법은 직접적인 제어 방법과 간접적인 제어 방법으로 분류할 수 있다. 간접적인 제어방법에서는 자코비안을 알 필요가 없는 대신에 비선형 plant를 동정(identification)하는 부가적인 신경회로망을 필요로 한다. 따라서 플랜트 즉, 유도전동기의 속도 센서리스 제어를 위해서는 그림 3.1과 같은 간접 신경회로망 제어기가 적합하다.[4]

학습을 위한 NNE에 대한 오차함수  $E(k)$ 는

$$\widehat{E}(k) = \frac{1}{2} (y(k) - \widehat{y}(k))^2, \quad (3-1)$$

여기서  $y(k)$ 는 속도 출력,  $\widehat{y}(k)$ 는 에뮬레이터 출력  
그림 3.3에서 에뮬레이터 출력층과 은닉층의 오차항은 각각 다음과 같이 되어진다.

$$\delta_r^n(k_e) = (Y(k) - \widehat{Y}_r^n(k_e)) f'(net_r^n) \quad (3-2)$$

$$\delta_q^m(k_e) = \delta_r^n(k_e) W_{rq}^n(k_e) f'(net_q^m(k_e)) \quad (3-3)$$

출력층과 은닉층의 접속강도 변화량은

$$\begin{aligned} \Delta W_{rq}^n(k_e+1) &= \eta \delta_r^n(k_e) Z_q^m(k_e) \\ &+ m \Delta W_{rq}^n(k_e) \end{aligned} \quad (3-4)$$

$$\begin{aligned} \Delta W_{qp}^m(k_e+1) &= \eta \delta_q^m(k_e) X_p^l(k_e) \\ &+ m \Delta W_{qp}^m(k_e) \end{aligned} \quad (3-5)$$

단, 학습율과 관성률은  $0 < \eta < 1$ ,  $0 < m < 1$

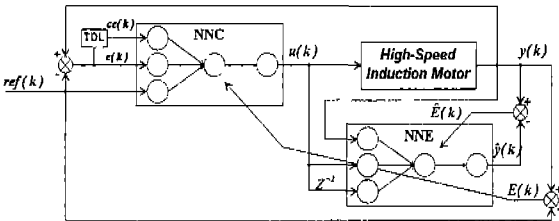


그림 3.1 신경회로망을 이용한 간접제어 시스템  
Fig. 3.1 Indirect control system using neural networks

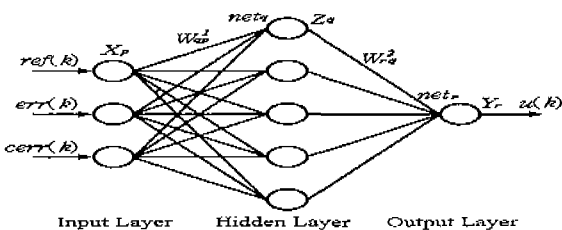


그림 3.2 신경회로망 제어기 구조  
Fig. 3.2 Structure of neural network controller.

제어기의 출력층, 은닉층 오차  $\delta_r(k_e)$ ,  $\delta_q(k_e)$ 는

$$\delta_r^{n2}(k_e) = (r(k_e) - Y(k_e)) f'(net_r^n(k_e)) \quad (3-6)$$

단,  $Y(k_e)$  시스템 출력,  $r(k_e)$  목표값

$$\delta_q^{m2}(k_e) = \delta_r^{n2}(k_e) W_{rq}^n(k_e) f'(net_q^m(k_e)) \quad (3-7)$$

$$\delta^l(k_e) = \sum_q \delta_q^{m2}(k_e) \quad (3-8)$$

$$\delta_r(k_c) = \delta^l(k_e) \cdot f'(net_r(k_e)) \quad (3-9)$$

$$\delta_q(k_c) = \delta_r(k_c) W_{rq}^1(k_c) f'(net_q(k_c)) \quad (3-10)$$

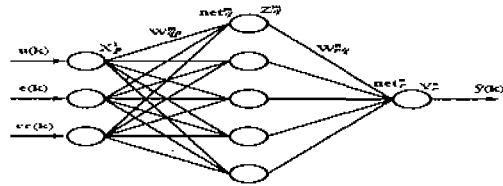


그림 3.3 신경회로망 에뮬레이터 구조  
Fig. 3.3 Structure of neural network emulator.

제어의 출력층 가중치의 변화량,  $\Delta W_{rq}^2(k_c+1)$ 과 은닉층 가중치,  $\Delta W_{qp}^1(k_c+1)$ 의 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta W_{rq}^2(k_c+1) = \eta \delta_r(k_c) Z_q(k_c) + m \Delta W_{rq}^2(k_c) \quad (3-11)$$

$$\Delta W_{qp}^1(k_c+1) = \eta \delta_q(k_c) X_p(k_c) + m \Delta W_{qp}^1(k_c) \quad (3-11)$$

### 3.2.1 칼만을 이용한 신경회로망

신경회로망이 M개의 층으로 이루어져 있는 비선형 다층 신경회로망은 다음과 같이 될 수 있다.

$$w_{ij}^{k-1,k}(t+1) = w_{ij}^{k-1,k}(t) + \zeta(t) \quad (3-12)$$

$$y_j(t+1) = o_j^k(t+1) + \eta(t+1) \quad (3-13)$$

여기서  $w_{ij}^{k-1,k}$ 는 k-1층의 i번째 뉴런과 j번째 뉴런 사이의 가중치를 의미하며,  $o_j^k$ 와  $i_j^k$ 는 각각 k층 j번째 뉴런의 출력과 입력을 나타낸다. 따라서 위의 식에서  $k=M$ 이 되면 출력층에 대한 식이 된다. 출력층과 은닉층( $\zeta(t)$ ,  $\eta(t)$ )는 공분산 Q와 R의 백색 노이즈이며, 상호 독립적이다.

$$H_{ji}^{k-1,k} = f(i_j^k) \sum_{l=1}^{N_{l-1}} W_{jl}^{k,k+1} \delta_l^{k+1} O_l^{k-1} \quad (3-14)$$

$$H_{ji}^{M-1,M}(t) = f(i_j^M) O_i^{M-1} \quad (3-15)$$

신경회로망의 가중치는 다음식에서 얻어진다.

$$w_{ij}^{k-1,k}(t+1) = w_{ij}^{k-1,k}(t) - K_{ji}(t) [o_j^k - y_j] \quad (3-16)$$

$$K_{ji}(t) = \frac{P_{ji}(t+1/t) H_{ji}(t)^T}{H_{ji}(t) P_{ji}(t+1/t) H_{ji}(t)^T + R} \quad (3-17)$$

$$P_{ji}(t+1/t) = P_{ji}(t/t) + Q \quad (3-18)$$

$$P_{ji}(t+1/t+1) = [I - K_{ji}(t) H_{ji}(t)] P_{ji}(t+1/t) \quad (3-19)$$

## 4 시뮬레이션

고속 유도 전동기의 제정수는 표 4.1과 같다. 간접제어 방식 백프로퍼게이션 신경회로망 제어기와 에뮬레이터가 입력층과 은닉층 그리고 출력층으로 구성하고, 뉴런의 수는 각각 3, 1, 1

표 4.1 1.85 [kW] 고속 유도전동기 파라미터(농형)  
 Table 4.1 Parameters of 1.85 [kW] high-speed induction motor (with squirrel cage rotor).

정격전압	4220 [V]	$R_r$	1.58 [ $\Omega$ ]
정격전류	8 [A]	$R_s$	1.3 [ $\Omega$ ]
정격주파수	400 [Hz]	$L_r$	0.0348 [H]
정격속도	23,400[rpm]	$L_s$	0.0353 [H]
정격토크	0.75 [Nm]	$L_m$	0.0334 [H]
극 수	2	$J_m$	$2.06 \times 10^{-4}$ [Kgm <sup>2</sup> ]

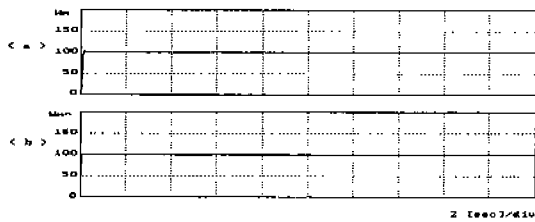


그림 4.1 백프로퍼게이션 신경회로망 속도추정기에 의한 고속전동기의 제어(100rpm)  
 Fig. 4.1 High-Speed motor Control using Neural Network Speed Estimator based on Bapropagation Algorithm. (100rpm)  
 (a) Real Speed (b) estimated Speed

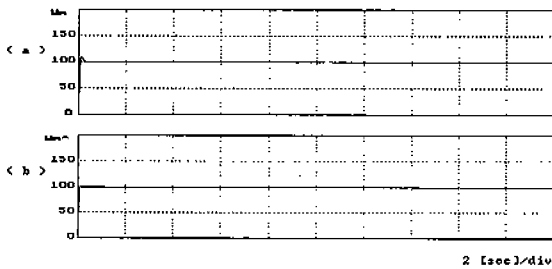


그림 4.2 칼만학습 신경회로망 속도추정기에 의한 고속전동기의 제어(100rpm)  
 Fig. 4.2 High-Speed motor Control using Neural Network Speed Estimator based on Kalman Filter learning. (100rpm)  
 (a) Real Speed (b) estimated Speed

개이다.

NNC의 학습율은 0.7, 관성 상수는 0.1, 그리고 NNE의 학습율은 0.7로하여 NNC와 NNE의 학습은 1회이다. 또한 칼만필터 학습에 사용되는 공분산 P, Q는 각각 20, 0.6으로 하였다. 학습을 1회로 하였다.

### 제 5장 시스템 구성 및 실험결과 고찰

고속 유도전동기 구동을 위한 하드웨어 시스템은 그림 5.1과 같다. 제어대상인 유도 전동기는 고속 농형유도전동기로서, 정격 용량이 1.8 kW, 정격 속도 23,400 rpm, 델타 결선 입력 220V, 8.5 A이며, 전동기 파라미터는 표 5.1과 같다. 엔코더는 회전당 펄스 수가 120 [ppr]를 사용하였다. 그림 5.2과 5.3는 백프로퍼게이션 알고리즘을 이용한 신경회로망에 의한 속도추정

방식으로 구동된 100 [rpm] 실제 속도파형과 추정속도파형이다. 성능비교를 위하여 학습횟수를 1회만을 하였음에도 속도 지령치를 추종함을 확인할 수 있다.

그림 5.4과 그림 5.5의 파형은 백프로퍼게이션 학습과 칼만필터 학습을 적용한 신경회로망의 8000rpm에서의 실험파형이다.

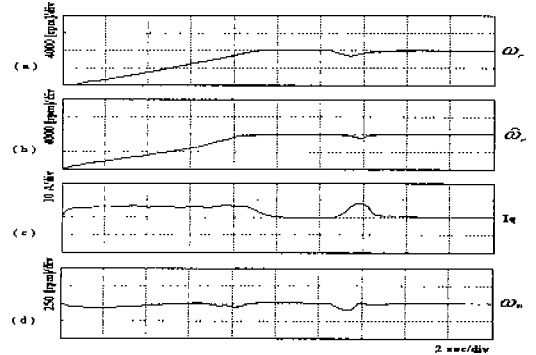


그림 4.3 백프로퍼게이션 신경회로망 속도추정기에 의한 고속전동기의 제어(8000rpm)  
 Fig. 4.3 High-Speed motor Control using Neural Network Speed Estimator based on Bapropagation Algorithm. (8000rpm)  
 (a) Real Speed (b) estimated Speed (c) q axis Current (d) Error Between Real Speed and estimated Speed.

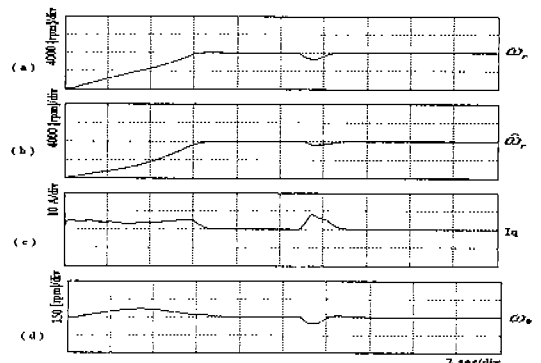


그림 4.4 칼만학습 신경회로망 속도추정기에 의한 고속전동기의 제어(8000rpm)  
 Fig. 4.4 High-Speed motor Control using Neural Network Speed Estimator based on Kalman Filter Learning. (8000rpm)  
 (a) Real Speed (b) estimated Speed (c) q axis Current (d) Error Between Real Speed and estimated Speed.

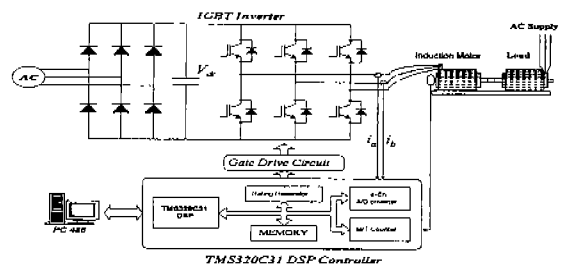


그림 5.1 하드웨어 시스템 구성도  
 Fig. 5.1 Hardware system configuration

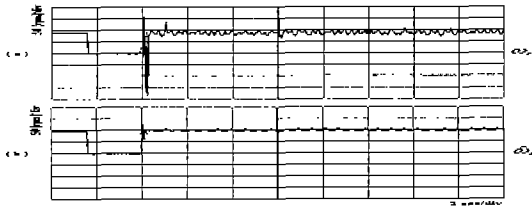


그림 5.2 백프로퍼게이션 신경회로망 속도추정기에 의한 고속전동기 제어(100rpm)  
 (a) 실제속도 (b) 추정속도  
 Fig. 5.2 High-Speed motor Control using Neural Network Speed Estimator based on Backpropagation Algorithm. (100rpm)  
 (a) Real Speed (b) estimated Speed

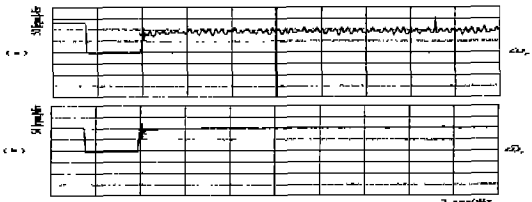


그림 5.3 칼만 신경회로망 속도제어(100rpm)  
 (a) 실제속도 (b) 추정속도  
 Fig 5.3 High-Speed motor Control using Neural Network Speed Estimator based on Kalman Filter learning. (100rpm)  
 (a) Real Speed (b) estimated Speed

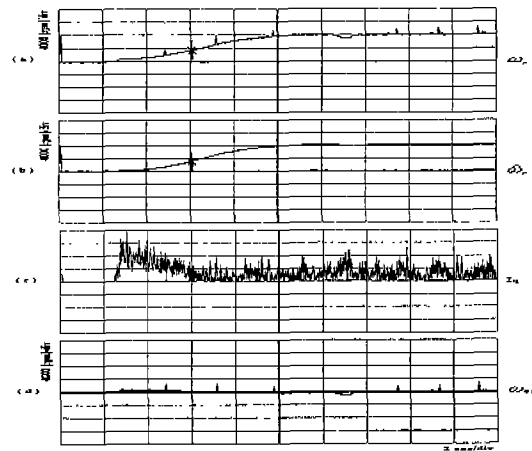


그림 5.4 백프로퍼게이션 신경회로망 속도추정기에 의한 고속전동기의 제어(8000rpm)  
 (a) 실제속도 (b) 추정속도 (c) q축 전류  
 (d) 실제속도와 추정속도차  
 Fig. 5.4 High-Speed motor Control using Neural Network Speed Estimator based on Backpropagation Algorithm. (8000rpm)  
 (a) Real Speed (b) estimated Speed (c) q axis Current  
 (d) Error Between Real Speed and estimated Speed.

## 6. 결 론

최근 전력전자의 발달과 반도체 소자 및 신소재의 개발로 인하여 전동기의 정격출력과 회전수가 크게 증가되었고, 고속, 고정밀도, 무공해, 소형경량화의 목적으로 각 산업분야에서 필요성이 크게 증가되고 있다. 중용량 고속 유도전동기는 특성상 가변속용으로 고속뿐만 아니라 저속에서도, 그리고 외부의란 시 안정된 동작을 하며, 유지보수가 요구되지 않아야 하고, 광범위한 가변속범위로 인하여 빠른 속도응답이 요구된다.

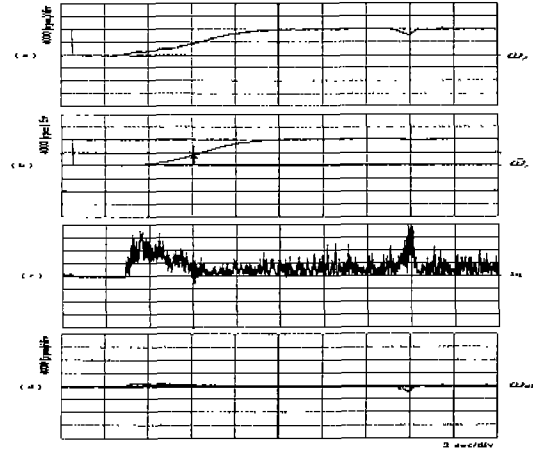


그림 5.5 칼만학습 신경회로망 속도추정기에 의한 고속전동기의 제어(8000rpm)  
 (a) 실제속도 (b) 추정속도 (c) q축 전류  
 (d) 실제속도와 추정속도차  
 Fig. 5.5 High-Speed motor Control using Neural Network Speed Estimator based on Kalman Filter Learning. (8000rpm)  
 (a) Real Speed (b) estimated Speed (c) q axis Current (d) Error Between Real Speed and estimated Speed.

외부환경 등의 변화에 적응이 가능하고, 입력력 정보만으로 시스템 학습을 통해 제어기 구성이 가능한 수식적으로 간단하고 비선형, 다변수, 미지 파라미터에 적합한 신경회로망을 채택하고, 더 나아가 빠른 속도응답을 위하여 시변 학습률의 칼만 필터 사용 학습방법의 신경회로망을 적용하였다.

기존의 백프로퍼게이션 학습방식에 의한 신경회로망 속도추정기를 비간섭 벡터제어 센서리스 알고리즘에 적용하였을 경우, 정격 24000[rpm]의 전동기가 저속 100[rpm] 까지 제어되어 양호한 속도특성을 보였다. 그러나 안정된 속도추정이 이루어지지 않고, 백프로퍼게이션 신경회로망과 함께 기기적 상수를 적용한 부하관측기를 부가한 경우 속도추정이 개선됨을 알 수 있었다. 칼만필터 적용 학습 신경회로망 역시 100[rpm]까지의 제어가 가능하고 8000[rpm]에서도 개선되어짐을 알 수 있었다.

## 참고문헌

- [1] T. Fukuda and T. Shibata, "Theory and Applications for Neural Networks for Industrial Control System" IEEE Trans. on IE, Vol. 39, No. 6, pp 472-489, 1992
- [2] T. Huang, M. Tsuyuki, and M. Yasuhara, "A learning algorithm of the neural network based on kalman filtering" IEICE Trans, vol. E 74, no. 5, pp 1059-1065, May 1991.
- [3] M. J. Grimble, Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control, Prentice-Hall, 1994.
- [4] H.C. Chan, K.T. Chau, and C.C. Chan, "A Neural Network Controller for Switching Power Converters," IEEE PESC '93, pp. 887-892, 1993.
- [5] Tsuneo Kume, Toshihiro Sawa, "High Speed Vector Controlled Spindle Motor Drive with Closed Transition Between with Encoder Control and without Encoder Control", IEEE Trans. IA vol. 28, No. 2, MAR/APR 1992
- [6] 沈尾正 "高速誘導機のセンサレスベクトル制御, 日本電氣學會全國大會 SFC-89-6, 1989.