

초고속 유도전동기 구동을 위한 신경회로망 제어기 설계

論 文

2~1~5

Design of Neural Network Controllers for High Speed Induction Motor Drives

金 倫 鎭, 李 炳 順, 成 世 鎭

(Yoon-Ho Kim, Byung-Soon Lee, Se-Jin Seong)

요약 - 초고속 전동기 구동 시스템을 위하여 간접 신경회로망 제어기를 제안하였다. 고속의 가변 전동기 구동에서의 속도응답은 긴 정착시간과 높은 오버슈트의 영향에 있게 되므로 고성능을 위하여 신경회로망 제어기와 신경회로망 에뮬레이터로 구성된 제어기를 사용하였으며, 신경회로망 에뮬레이터는 고속 전동기의 정수와 특성을 동정하는데 사용하였고, 제어기의 학습은 접속강도가 백프로퍼게이션에 의해 조절되도록 하였다. 그리고 시뮬레이션과 실험을 통하여 제안된 시스템의 특성과 장점을 확인하였다.

Abstract - In this paper, a high speed motor drive system using an indirect adaptive neural network controller is proposed. In the variable high speed motor drives, the speed response can be deteriorated by long settling time and high overshoot. To obtain a good dynamical performance, an adaptive feedforward controller consisted of Neural Network Controller(NNC) and Neural Network Emulator(NNE) is applied. The NNE is used to identify the parameters and characteristics of high speed motor. To train the controller, the weights are dynamically adjusted using the back propagation algorithm. Computer simulation and implementation of the proposed system is described.

Key-Words : High Speed Motor, Neural Network Controller, Vector Control, Variable Speed, DSP

1. 서 론

최근 전력전자의 발달과 새로운 반도체 소자 및 신소재 개발로 인해 고속 전동기의 출력과 회전수의 상한이 크게 확대되었으며, 각 산업 분야에서 생산성 향상을 위한 고속, 고정밀도와 에너지 다양화에 의한 무공해, 저가격화, 그리고 소형경량화 등의 요구로 초고속 전동기의 필요성이 크게 증가하고 있다. 그중 초고속 소용량 전동기는 공작기계, 섬유기계 등 적용 범위가 대단히 넓고, 다양하다. 유도형 초고속 전동기는 회전자와 고정자의 구조가 간단하고, 최근 전동기에 입력되는 파형을 정현파에 근사하게 하는 것이 가능하며, 효율을 향상시키는 벡터 제어 등의 제어 기술 발달로 직류기와 같이 정밀도를 얻을 수 있게 됨에 따라 종래에 동기기와 직류기가 주로 사용된 많은 분야에 채용되어지고 있다. 그러나 유도형 초고속 전동기는 회전자가 적층철심 구조이므로 원심력이 강한 고속에는 적당하지 않고, 일반적인 경우보다 높은 주파수로 인해 회전자내 와전류 손실로 효율이 양호하지 못하였다. 그리고 가변속 제어시 큰 정착시간이나 오버슈트가 발생될 수 있으며, 위치나 속도 센서의 분해능이 높아야 하는 문제점이 있다. 그러나 최근 진동해석 기술의 향상으로 적층철심 회전자의 전동기도 고속회전

에서 내구성 있는 구조가 개발되고 있고, 효율을 향상시키는 대책이 제안되고 있으며 유도기를 고속 회전시키기 위한 고주파 강제 전류형 인버터의 개발이 자기소호소자의 출현으로 가능하게 되었다.

기존 PID제어기는 간단하고 용이한 현장적용으로 산업공정에서 많이 사용되어 왔으나 제어기 파라미터인 비례이득, 적분이득, 미분이득의 설정이 어렵고, 최적의 이득에도 외부환경의 변화시에는 최적 제어효과를 기대하기 어렵다. 그러나 신경회로망 제어기는 신경회로망의 특징인 학습능력과 비선형 매핑기능으로 사전 정보가 없어도 제어입력을 학습할 수가 있으며, 주위 환경의 변화나 잡음등 비선형적인 부분까지도 제어할 수가 있다.

본 논문에서는 운전점이나 파라미터 변화시 잘 적용될 수 있는 신경회로망을 제어기와 에뮬레이터로 구성하였고, 이 신경회로망 제어기(NNC : Neural Network Controller)와 신경회로망 에뮬레이터(NNE : Neural Network Emulator)의 학습을 위해서 역전파 알고리즘을 적용한다. 초고속 유도전동기의 실제 속도와 기준속도의 오차는 이 신경망 에뮬레이터를 통하여 역전파된다.[3] 그리고 신경회로망을 이용한 고속 유도전동기의 가변속 운전에 대한 시뮬레이션 및 실험을 통해 신경회로망 실시간 수행 가능성을 입증하고,

또한 기존 PI 제어기와의 비교고찰에서 신경회로망 제어기의 특성을 장점을 확인하였다.

2. 신경 회로망

신경회로망은 신호 전달이 피드-포워드(feed forward) 구조이며, 입력층, 은닉층, 출력층을 포함하므로 다층 신경회로망(multi-layer artificial neural network; MLANN)이라고 하며, 이 다층 신경회로망의 학습(learning)은 백프로퍼게이션(back propagation;BP) 알고리즘이 신뢰성 있게 사용되고 있다.

신경회로망 구성의 기본 소자인 인공 뉴런의 구조는 그림 1과 같으며, 다층 신경회로망의 구조는 그림 2와 그림 3에 있다. 여기에서 $f(\cdot)$ 는 시그모이드(sigmoid) 함수로 다음과 같이 표현된다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, 0 < f(x) < 1, \quad (1)$$

$$f'(x) = f(x) \cdot (1 - f(x)), \quad (2)$$

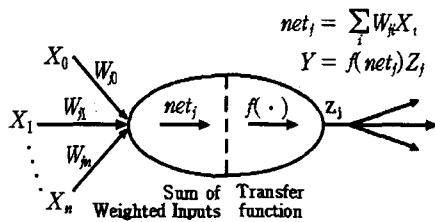


그림 1. 인공 뉴런의 모델
Fig. 1 Basic model of artificial neuron

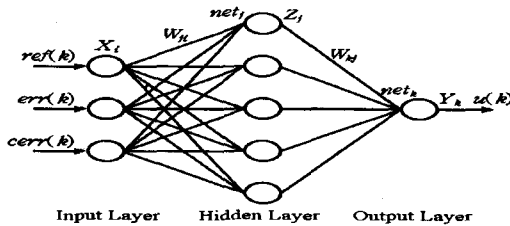


그림 2 신경회로망 제어기 구조
Fig. 2 Structure of neural network controller.

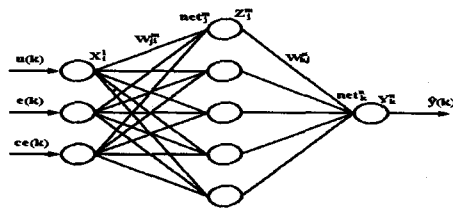


그림 3. 신경회로망의 에뮬레이터 구조
Fig. 3 Structure of neural network emulator.

2.1 신경 회로망 제어기

신경회로망의 구성 방법은 직접적인 제어 방법과 간접적인 제어 방법으로 분류되며, 직접적인 제어 방법은 제어 대상의 파라미터와 제어방법을 알고 있는 경우에 용이하게 적용되고, 제어대상의 사전지식과 제어방법에 대한 정보가 없고, 입출력 쌍에 대한 정보만을 얻을 수 있는 경우에는 간접적인 제어 방법을 사용하는 것이 효과적이라고 알려져 있다. 즉, 직접적인 제어 방법은 접속 강도를 훈련시키는 백프로퍼게이션 알고리즘 적용을 위해 플랜트의 자코비안(jacobian)을 알아야 하지만, 간접적인 제어 방법은 그 대신에 비선형 플랜트를 동정(identification)하는 부가적인 신경회로망을 필요 한다.[4] 신경회로망 제어기와 신경회로망 에뮬레이터는 그림 2과 그림 3에, 그리고 간접 제어 시스템은 그림 4과 같다.

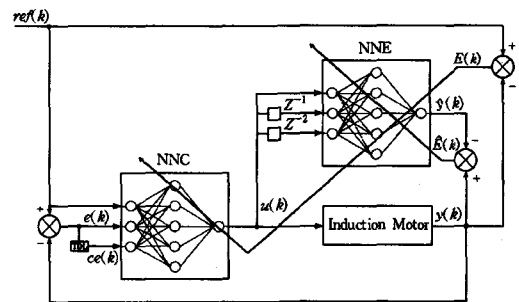


그림 4. 신경회로망을 이용한 간접제어 시스템
Fig 4. Indirect control system using neural network.

신경회로망 학습을 위한 역전파 알고리즘 기본 원리는 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여 가는 방향으로 접속강도(weight)를 조정하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에 이를 근거로 다시 자기층의 접속강도를 조정해 나가게 된다. 일반적으로 입력과 출력에 대한 오차함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E = \frac{1}{2} (r_k - y_k)^2 \quad (3)$$

여기서 r_k 은 목표값, y_k 는 실제출력이다.

식 (3)의 오차식을 최소화하도록 일반화된 델타규칙을 적용하면, 접속강도의 변화량 ΔW 는 $-\partial E(k) / \partial W$ 에 비례한다. 또한 신경회로망의 보다 학습속도를 빠르게 하고, 오차진동을 적게하기 위하여 관성항 $m(0 < m < 1)$ 이 추가되어 접속강도를 조정한다.

$$W(k+1) = W(k) + \eta \delta X + m \Delta W(k) \quad (4)$$

2.2 간접 제어의 학습 알고리즘

학습으로 인한 시간을 최대한으로 단축하기 위

하여 중간층의 뉴런을 최소로 줄였으며, 학습 횟수 또한 줄임으로써 실험에 응용할 수 있도록 하였다.

신경회로망 제어기의 학습 전에 에플레이터의 오프-라인 학습으로 신경회로망 에플레이터의 중간층과 출력층의 접속강도 $W_{kj}^n(k)$ 를 조정하기 위하여 다음을 구하면,

$$\frac{\partial \hat{E}(k)}{\partial W_{kj}^n} = \frac{\partial \hat{E}(k)}{\partial \hat{y}(k)} \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial net_k^n} \frac{\partial net_k^n}{\partial W_{kj}^n} \quad (5)$$

되고, NNE 출력단에서 오차항 δ_k^n 는 다음과 같다.

$$\delta_k^n = (y(k) - \hat{y}(k)) f'(net_k^n) \quad (6)$$

$\hat{E}(k)$ 에 대한 기울기가 감소되도록 접속강도 변화량을 구할 수 있다.

$$\Delta W_{kj}^n = \eta \delta_k^n Z_j^m \quad (7)$$

여기서 η 는 학습율(learning rate, $0 < \eta < 1$)로 상수이다. 또, 같은 방법으로 다음을 구할 수 있다.

$$\frac{\partial \hat{E}(k)}{\partial W_{ji}^m} = \frac{\partial \hat{E}(k)}{\partial net_k^n} \frac{\partial net_k^n}{\partial Z_j^m} \frac{\partial Z_j^m}{\partial net_j^m} \frac{\partial net_j^m}{\partial W_{ji}^m} \quad (8)$$

$$\delta_j^m = \delta_k^n W_{kj}^n f'(net_j^m) \quad (9)$$

$$\Delta W_{ji}^m = \eta \delta_j^m X_i^i \quad (10)$$

신경 회로망의 에플레이터가 학습이 끝난 후 $\hat{y}(k) = y(k)$ 이므로, 이것을 이용하여 δ_k^n 를 $E(k)$ 에 관해 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\delta_k^n = (r(k) - y(k)) f'(net_k^n) \quad (11)$$

이 오차항으로 접속강도를 조정하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_{kj}} = \frac{\partial E(k)}{\partial net_j^m} \frac{\partial net_j^m}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial W_{kj}} \quad (12)$$

$$\delta_k = \sum_j \delta_j^m W_{jl} \cdot f'(net_k) \quad (13)$$

신경회로망 제어기의 입력층과 중간층의 접속강도를 조정하기 위하여 다음을 구할 수 있다.

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial E(k)}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial Z_j} \frac{\partial Z_j}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}} \quad (14)$$

$$\delta_j = \delta_k W_{kj} f'(net_j) \quad (15)$$

3. 유도 전동기의 벡터 제어

유도기의 벡터 제어는 빠른 토크 응답특성을 얻기 위해 고정자 전류를 자속각을 기준으로 자속성분과 토크성분으로 분리하여 각각을 독립적으로 직류 전동기와 같이 제어한다. 벡터제어에서는 제어변수들이 동기회전 좌표계 상에서 표현되므로 직류량이지만, 실제 전동기에 흐르는 전류는 정지된 고정자를 기준으로 하는 3상 정현파이다. 따라서, 동기회전 좌표계의 변수들을 정지좌표계의 값으로 변환하기 위해 동기속도로 회전하는 단위벡터, 즉 자속각을 알아야 한다.

간접 벡터제어 방식은 고정자 전압이나 전류를 측정

하지 않고, 기준 토크 전류와 자속 전류로부터 슬립 각속도를 계산하고, 이에 회전자 속도를 더하여 간접적으로 구한 자속 각속도를 이용하는 제어방식이다. $d^e - q^e$ 축은 고정자에 고정되어 있고, $d^r - q^r$ 은 회전자에 고정되어 있으며, $d^e - q^e$ 축은 동기속도 ω_e 로 회전한다. 회전자 자속 λ ,은 d^e 축과 일치하게 되어 자속 성분전류 i_{ds} 와 같은 방향을 갖게 되고, 토크 성분전류 i_{qs} 는 q^e 축과 일치하게 된다.

슬립과 자속에 관한 식은 다음과 같다.

$$\omega_{sl} = \frac{L_m}{\lambda_{dr}} \left(\frac{R_r}{L_r} \right) i_{qs} \quad (16)$$

$$\frac{L_r}{R_r} \frac{d\lambda_{dr}}{dt} + \lambda_{dr} = L_m i_{ds} \quad (17)$$

$\frac{d\lambda_{dr}}{dt} = 0$, $T_r = \frac{L_r}{R_r}$ 이므로, 위 두 식으로 부터 슬립 각속도는 다음과 같이 추정될 수 있다.

$$\omega_e - \omega_r = \omega_{sl} = \frac{R_r}{L_r} \frac{i_{qs}}{i_{ds}} \quad (18)$$

그러므로 직접 측정된 ω_r 에서 자속각은 θ_e 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\theta_e = \int_0^t \omega_e dt = \int_0^t (\omega_{sl} + \omega_r) dt \quad (19)$$

4. 시뮬레이션 결과

신경회로망 제어기의 특성을 살펴보기 위하여, 가변 부하와 기준 속도 변화 시뮬레이션을 행하였고, 전류 제어기는 비간섭 PI 제어기를 사용하였다. 기준 속도는 24,000 [rpm]의 정격 속도로 하고, 부하 외란은 정격 부하의 약 3배 정도인 2 [Nm]를, 그리고 가변속은 24,000 [rpm]에서 12,000 [rpm]으로 가변하였다.

PI 속도 제어기의 경우에는, 그림 5와 그림 6에서 보인 바와 같이 벡터제어 센서리스 방식의 튜닝이 최적의 상태로 되었다고 볼 수 있으며, 부하외란과 기준 속도 변화시 우수한 응답 특성을 보인다.

신경회로망 제어기의 경우에 에플레이터는 입력층과 은닉층 그리고 출력층으로 구성하고, 뉴런의 수는 각각 3, 1, 1개, 입력은 $u(k), u(k-1), \omega_r(k)$ 으로 하여 NNC를 위하여 먼저 오프-라인으로 학습이 이루어진다. 신경회로망 제어기에서 역시 에플레이터와 같은 구성을 이루며, 입력은 속도 지령치 $\omega_r^*(k)$, 에러값 $e(k)$, 그리고 에러의 변화량 $ce(k)$ 이다. 각 층의 뉴런의 수와 학습을 그리고 관성항 상수는 시행착오를 통하여 결정되었으며,

NNC의 학습율은 0.7, 관성 상수는 0.1, 그리고 NNE의 학습율은 0.7로하여 NNC와 NNE의 학습횟수는 실시간 제어시 문제되는 연산시간을 최소화하기 위하여 3회로 하였다. 제어기와 에플레이터의 초기 접속강도는 오프-라인으로 구해지며, NNE의 학습으로부터 역전파 알고리즘을 이용하여 온-라인 학습을 한다. 그림 7과 그림 8에서는 신경회로망 속도 제어를 사용하여 제어를 행한 경우이다. 신경회로망 에플레이터는 초고속 전동기의 실제 속도를 잘 추종함을 알 수 있다.

속도 제어를 설계하는 데 있어서, PI 제어기는 이상적인 상황하에서는 다른 제어기 보다 우수한 제어 특성을 보여 준다. 하지만 초고속 전동기를 구동하는 데 있어서 문제되는 환경의 변화에 대처할 수 있어야 하므로 신경회로망 제어기가 요구된다. 시뮬레이션 및 실험에 사용된 전동기의 상수는 표 1과 같다.

표 1. 유도 전동기의 파라미터

Table 1 parameter of an induction motor.

정격 출력	1.8 [kW]	주파수	400[Hz]
정격 전압	220[V]	회전자 저항	1.3 [Ω]
정격 속도	23400[rpm]	고정자 인덕턴스	0.0353 [H]
고정자 저항	1.58 [Ω]	회전자 인덕턴스	0.0348 [H]
정격 부하전류	8.5 [A]	상호 인덕턴스	0.0334 [H]
극 수	2 극		

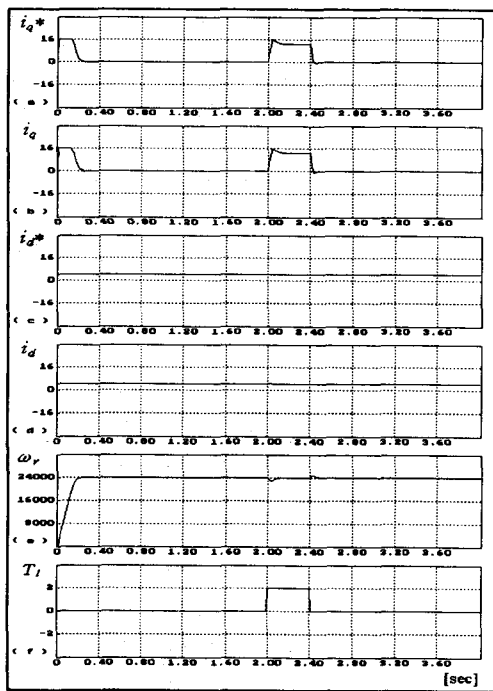


그림 5. 부하 가변시 PI 제어기를 이용한 속도 응답 특성

Fig. 5 Speed response characteristics for load change variation using PI controller

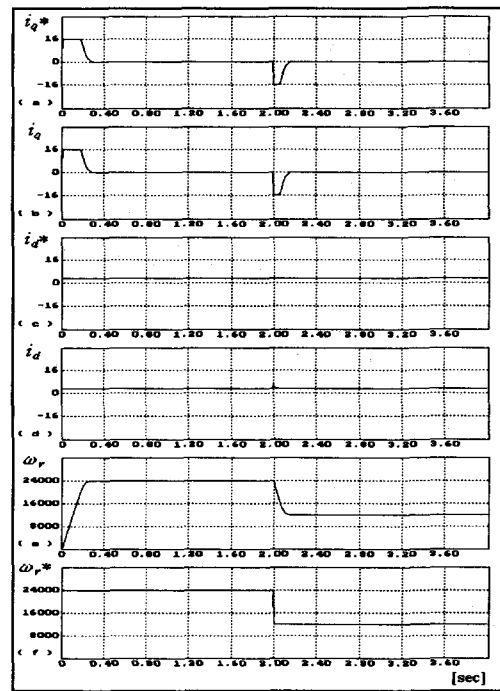


그림 6. 속도 지령 가변시 PI 제어기를 이용한 속도 응답 특성

Fig. 6 Speed response characteristics for reference speed using PI controller.

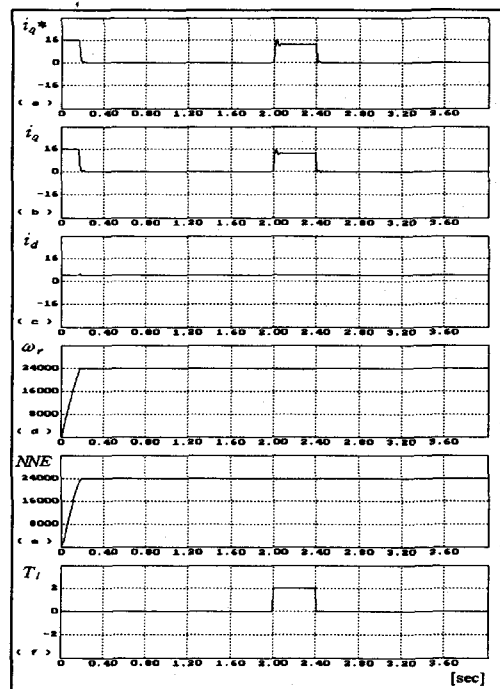


그림 7. 부하 가변시 신경망 제어기를 이용한 속도 응답 특성

Fig. 7 Speed response characteristics for load variation using neural network controller.

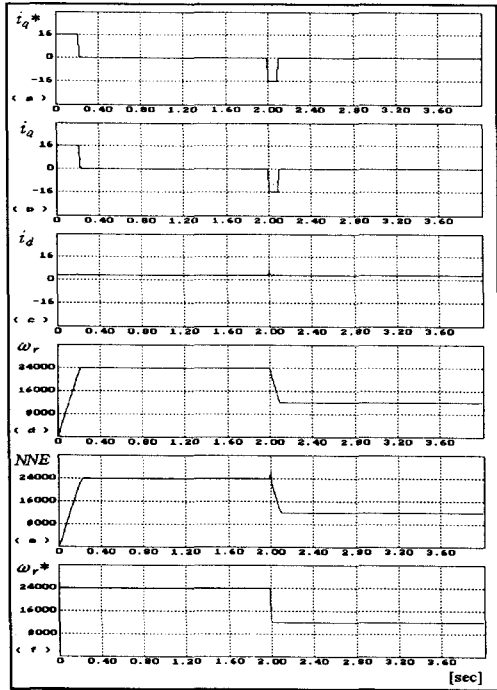


그림 8. 속도 지령 가변시 신경망 제어기를 이용한 응답 특성
 Fig. 8 Speed response characteristics for change of reference speed using neural network controller.

5. 제어시스템 구성 및 실험 결과

5.1 시스템 구성

초고속 유도전동기 구동을 위한 전체 하드웨어 시스템 구성은 그림 9과 같으며, 인버터와 제어기, 제어대상은 정격 용량이 1.8 [kW], 정격 속도 23,400 [rpm]인 초고속 유도 전동기로, 그리고 부하 또한 초고속 유도 전동기로 구성하였다. 인버터의 전력용 소자는 PWM으로 인한 전류 리플감소와 고속 스위칭을 위해 IGBT(SKM100GB163D)를 사용하였다.

프로세서로는 TMS320C31를 사용하였고, DSP 내부의 RAM 영역과 외부의 SRAM 영역에 최종의 실행파일을 IBM-PC의 에뮬레이터를 통해 다운로드하여 모든 제어루틴을 실행하게 되어 있다. 보드(board)에는 전류 센싱을 위한 4개의 A/D 컨버터(MAX122)와 4채널의 D/A 컨버터(AD664), 직류전압 검출을 위한 차동앰프(AD202KY), 그리고 EPLD(EPM7128)가 있다. EPLD로써 게이팅 회로, 데드타임 보상, 인터럽트 발생, 보호회로, 엔코더 펄스의 체배 등 대부분의 논리회로를 수행하였다. 엔코더는 회전당 펄스 수가 120 [ppr] 이다.

초고속 유도전동기의 제어 알고리즘은 대부분 소프트웨어로 수행되며, 소프트웨어는 초기화 프로

그램과 일정한 주기로 제어 알고리즘을 수행하는 인터럽트 루틴으로 구성된다. 이와 같은 제어 소프트웨어의 전체적인 흐름도를 그림 10에 보이고 있다.

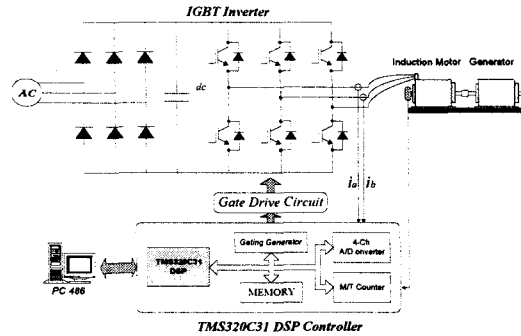


그림 9. 하드웨어 시스템 구성도.
 Fig. 9 Hardware system configuration.

5.2 실험 결과 및 검토

본 논문에서 제시한 신경회로망 제어기의 알고리즘 타당성을 확인하기 위하여 시뮬레이션을 토대로 실험을 행하였다. 그림 11은 정격 속도 24,000 [rpm]

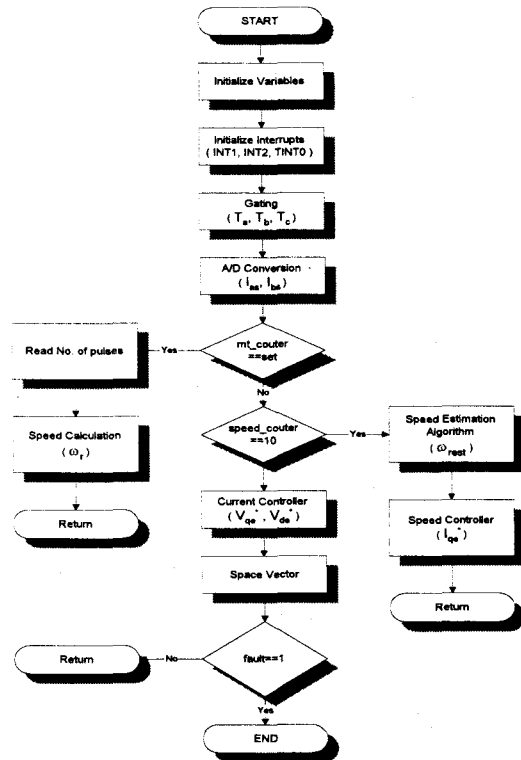


그림 10. 제어 소프트웨어 흐름도
 Fig. 10 Flow chart of control programs

]에서 신경회로망을 이용하여 부하 가변 실험을 한 경우로, 학습횟수를 실험에 적용할 수 있도록 2회만을 하였음에도 불구하고 부하외란에 강인한 제어기를 확인할 수 있다. 그림 12와 그림 13에 PI 제어기와 신경회로망 제어기의 성능을 평가하기 위하여 기준 속도 20,000 [rpm]에서 부하 실험과 20,000 [rpm]에서 10,000 [rpm]으로 가변속도 실험을 행하였다. PI 제어기의 경우에는 제어기 출력값이 많으나 신경회로망을 이용한 제어기는 더 우수한 성능을 보이고 있다.

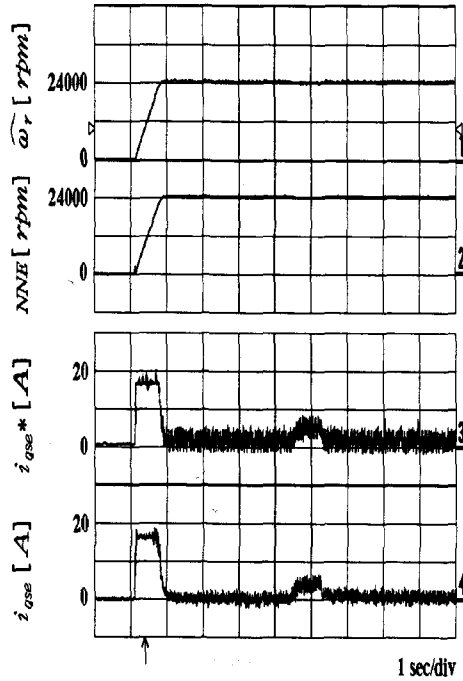


그림 11. 정격 속도에서 신경회로망 제어기를 이용한 속도 응답 특성
 Fig. 11 Speed response characteristics using neural network controller at rated speed of induction motor.

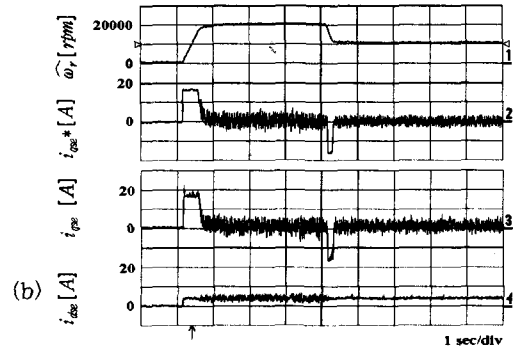
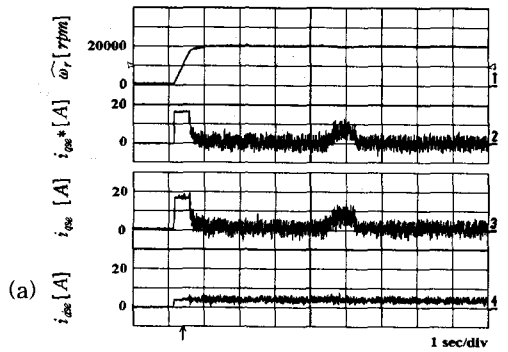


그림 12. PI 제어기를 이용한 속도 응답 특성
 (a) 부하 외란 (b) 가변 속도
 Fig. 12. Speed response characteristics using PI controller.
 (a) load torque (b) reference speed variation

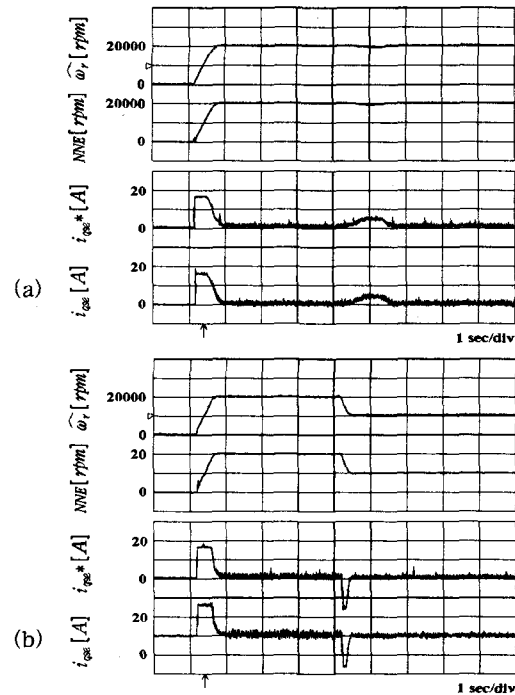


그림 13. 신경회로망 제어기를 이용한 속도 응답 특성
 (a) 부하 외란 (b) 가변 속도
 Fig. 13 Speed response characteristics using neural network controller
 (a) load torque (b) reference speed variation

6. 결 론

초고속 유도전동기의 구동을 위한 신경회로망 속도 제어기 설계 알고리즘을 시뮬레이션과 실험을 통하여 고찰하였다. 초고속 회전으로 인한 외부환경의 변화를 고려해야 하기때문에, 신경회로망을 이용하는 것이 보다 안정된 제어를 이룰 수 있었다.

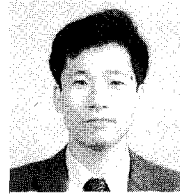
본 논문의 시뮬레이션과 실험을 통해 속도제어를 위한 신경회로망 알고리즘은 초고속 전동기의 고성능 백터제어에 적합함을 확인 하였고, 속도 추정을 위한 초고속 유도전동기의 광범위한 속도 영역에서 안정된 속도 추정과 속도 제어에 우수한 성능을 입증할 수 있었다. 이는 보다 고성능 DSP의 등장에 예상되므로 알고리즘 처리시간이 해결될 수 있어서 널리 이용될 수 있으리라 사료된다.

참 고 문 헌

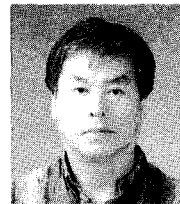
- [1] Stemmler H., Kobi H. and Steimer P., " A new High-Speed Controller with Simple Program Language for the Control of Variable-Speed Converter-fed AC Drives," IEEE Power Electr. Spec. Conf., pp. 198-203, 1984
- [2] Oliver J. Samotyj M. and Ferrier R., " Application of High Speed, High Horsepower, ASD Controlled Induction Motors to Gas Pipelines", Proc. of the 5th European Conf. on Power Electr. and Applic., EPE'93, pp. 430-435
- [3] 최재성, 양해원, "신경회로망을 이용한 하이브리드 제어시스템의 설계," 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 763-765, 1994년 7월.
- [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] Robert E. Uhrig, "Introduction to Artificial Neural Networks," IEEE IECON Rec., pp. 33-37, 1995.
- [6] Cavalcanti, J.H.F., "Adaptation and Learning Factor for Neural Controllers," IEEE IECON Rec., pp. 1406-1410, 1995.



김 윤 호 (金 倫 鎬)
 1949년 6월 20일생.
 1974년 서울대 공대 전기공학과 졸업.
 1987년 미국 Texas A&M 대학 졸업.
 현재 중앙대 공대 전기공학과 교수.
 당학회 편집이사.



이 병 순 (李 炳 順)
 1962년 11월 19일생.
 1988년 중앙대 공대 전기공학과 졸업(석사).
 1991년~1993년 효성중공업.
 현재 중앙대 전기공학과 박사과정.



성 세 진 (成 世 鎭)
 1948년 7월 15일생.
 1973년 서울대 공대 공업교육과 졸업.
 1992년 동대학원 전기공학과 졸업(석사).
 1988년 일본 동경공업대 대학원 졸업(공학).
 현재 충남대 공대 전기공학과 교수.
 연구분야 : SMPS, 인버터, UPS, 전력계통연계