

지능제어 알고리즘을 이용한 초고속 유도전동기의 속도 센서리스 제어

論文

48B - 8 - 5

Speed Sensorless Vector Control of High-Speed IM using Intelligent Control Algorithm

金倫鎬*·洪翼杓**·李炳順***
(Yoon-Ho Kim · Ik-Pyo Hong · Byung-Soo Lee)

Abstract - In this paper, a speed sensorless algorithm for a high-speed induction motor is proposed. The proposed algorithm simply estimates rotor speed by integrating the deviation between the command current value of a controller and the real current value of the motor. To estimate rotor speed without a speed sensor, a fuzzy speed controller and a neural network speed estimator are applied. Computer simulation and implementation of the proposed system is described.

Key Words : Speed Sensorless, High Speed Induction Motor, Neural Network Controller

1. 서 론

초고속 유도전동기의 제어를 위한 속도센서는 높은 분해 능력을 요구하지는 않지만, 센서의 최대 응답 주파수가 높아야 하고, 전동기의 정격 속도보다 높은 속도 정격을 가진 센서 이어야 하므로, 고속의 속도센서를 위한 비용이 매우 높다. 그러므로 속도센서를 사용하지 않는 제어가 요구된다[1]. 초고속의 전동기를 속도센서 없이 구동하기 위해서는, 먼저 전류제어기의 성능을 향상시키고 속도 추정 알고리즘과 유기적인 제어 체계를 이루도록 하기 위하여 안정된 속도 제어 기를 구축해야 한다. 또한 초고속 유도 전동기의 제어를 위해서는, 엔코더의 최대응답 주파수가 높아야 하고, 리플 전류가 발생할 수 있으며, 기계적으로 커플링하기가 어렵다. 그리고 고속 회전으로 인하여 전동기의 파라미터가 변하기 쉽고, 실시간 제어를 위하여 저속의 전동기 제어보다도 빠른 제어 주파수를 요구한다. 또한 역기전력 성분이 크기 때문에 보상을 해 주어야 한다. 최신 제어 기법들은 전동기 매개변수에 대한 정확한 정보를 필요로 하는데 그 중에서 도회전자 저항은 초고속으로 회전하는 전동기에서 기계 온도의 상승에 따라 변하고, 이것은 유도 전동기 제어기의 성능을 저하시킨다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 그리고 기존의 제어기의 한계를 극복할 수 있는 대책으로 지능 제어기를 초고속 유도

전동기 구동을 위하여 응용하고자 한다. 속도 추정 방법은 제어기에서 구한 기준값과 모터 변수로부터 구한 값의 차에 의해서 추정하는 간단한 직접추정으로 이루어진다. 정확한 전동기의 속도를 추정하기 위하여, 퍼지 속도 제어기와 신경회로망을 이용하고, 이때 회전자의 속도는 전류지령치와 전동기의 실제 전류의 차를 적분함으로써 얻을 수 있다.

2. 신경 회로망 제어기

현재 다양한 신경회로망 중에서 잘 알려져 있는 것이 다층 신경회로망으로 많은 분야에 응용되고 있다. 본 논문에서는 신경회로망의 특징인 입출력관계에서 제어기 구성이 가능하다는 장점을 사용하여 수식적 모델링이 사용되지 않고, 일반적 적용이 용이한 제어기를 구사하고자 역전파(Back-propagation) 학습규칙을 적용한 피드-포워드(Feed-Forward) 다층 신경회로망을 사용하도록 하였으며, 신경회로망은 신호 전달이 한 방향으로 진행하고 있는 구조를 보이고, 입력층, 은닉층, 출력층을 포함하고 있다. 간단한 다층 신경회로망의 구조는 그림 1에 보이고 있다[2]. 그림 1에서 은닉층과 출력층은 각각의 입력에 입력과 은닉층 사이의, 그리고 은닉층과 출력층 사이의 가중치를 각각 가중합산 한 뒤, 활성(sigmoid)함수를 통하여 출력한다. 활성함수 $f(\cdot)$ 는 다음과 같다.

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

신경회로망 학습을 위해서는 역전파 알고리즘이 제어 계통에서 신뢰성 있게 사용된다. 이 역전파 학습 알고리즘의 기본 원리는 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여 가는 방향으로 접속강도(weight)를 조정하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에

* 正會員：中央大工大電氣工學科教授·工博

** 正會員：中央大工大電氣工學科博士課程

*** 正會員：中央大工大電氣工學科博士課程

接受日字：1998年 12月 1日

最終日字：1999年 7月 1日

이를 근거로 다시 자기층의 접속강도를 조정해 나가게 된다. 즉, 오차 함수 E 를 최소화하도록 접속강도를 조정한다.

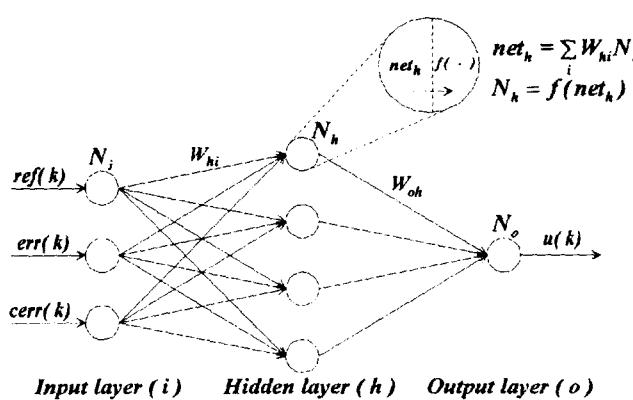


그림 1 인공 뉴런과 신경회로망 제어기 구조
Fig. 1 Artificial neuron and structure of neural network controller

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

여기서 r_k 은 목표값, y_k 는 실제 출력이다. 각 층의 접속강도는 다음과 같이 조정된다.

$$W(k+1) = W(k) + \eta \delta X + m \Delta W(k), \quad (3)$$

여기서 η 는 학습율이며, m 은 모멘트 상수이다. 신경회로망의 간접 제어 시스템은 그림 2에서 보이고 있으며, 간접제어를 위한 신경회로망 제어기(NNC)와 에뮬레이터(NNE)로 이루어져 있다. 먼저 NNE에서 체인 규칙(chain rule)을 이용하여, 다음과 같이 접속강도를 조정할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial W_{oh}} &= \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial net_o^\varepsilon} \frac{\partial net_o^\varepsilon}{\partial W_{oh}} \\ &= -(y(k) - \hat{y}(k)) f'(net_o^\varepsilon) N_h^\varepsilon \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial W_{hi}} &= \frac{\partial E(k)}{\partial net_o^\varepsilon} \frac{\partial net_o^\varepsilon}{\partial N_h^\varepsilon} \frac{\partial N_h^\varepsilon}{\partial net_h^\varepsilon} \frac{\partial net_h^\varepsilon}{\partial W_{hi}} \\ &= -\delta_o^\varepsilon W_{oh} f'(net_h^\varepsilon) N_i^\varepsilon \end{aligned} \quad (5)$$

여기에서 첨자 ε 은 NNE를 나타낸다. 접속강도의 변화량은

$$\Delta W_{oh}^\varepsilon = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial W_{oh}^\varepsilon} = \eta \delta_o^\varepsilon N_h^\varepsilon \quad (6)$$

으로 출력층에서 주어지고,

$$\Delta W_{hi}^\varepsilon = \eta \delta_h^\varepsilon N_i^\varepsilon \quad (7)$$

은 은닉층에서, 식 (4)로부터 δ_o^ε 은

$$\delta_o^\varepsilon = (y(k) - \hat{y}(k)) f'(net_o^\varepsilon) \quad (8)$$

식 (5)로부터 δ_h^ε

$$\delta_h^\varepsilon = \delta_o^\varepsilon W_{oh} f'(net_h^\varepsilon). \quad (9)$$

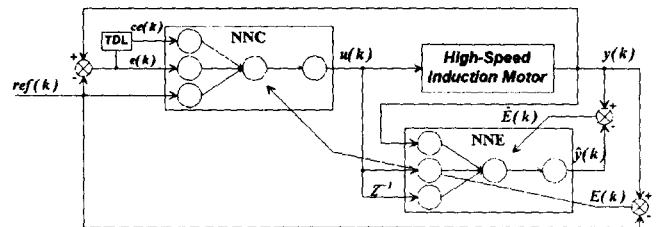


그림 2 신경회로망을 이용한 간접제어 시스템

Fig. 2 Indirect control system using neural networks

또한, NNC에서:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial W_{oh}} &= \frac{\partial E(k)}{\partial net_h^\varepsilon} \frac{\partial net_h^\varepsilon}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial net_o} \frac{\partial net_o}{\partial W_{oh}} \\ &= -\sum_h \delta_h^\varepsilon W_{hi} \cdot f'(net_o) N_h \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial W_{hi}} &= \frac{\partial E(k)}{\partial net_o} \frac{\partial net_o}{\partial N_h} \frac{\partial N_h}{\partial net_h} \frac{\partial net_h}{\partial W_{hi}} \\ &= -\delta_o^\varepsilon W_{oh} f'(net_h) N_i \end{aligned} \quad (11)$$

와 같다.

3. 유도 전동기의 모델 및 속도 추정

유도전동기에서 주파수 지령치 ω_e^* 와 회전자 속도 추정치 $\hat{\omega}_r$ 그리고 슬립 주파수 지령치 ω_{sl}^* 의 관계는 [3]

$$\omega_e^* = \hat{\omega}_r + \omega_{sl}^* \quad (12)$$

와 같으며 슬립 주파수 지령치는

$$\omega_{sl}^* = \left(\frac{r_r}{L_r} \right) \left(\frac{i_{qs}^*}{i_{ds}^*} \right) \quad (13)$$

이며, 회전자 속도 추정치 $\hat{\omega}_r$ 과 속도 추정 오차 $\hat{\omega}_{re}$ 의 관계는 다음과 같다.

$$\hat{\omega}_r = \omega_r + \hat{\omega}_{re} \quad (14)$$

또, $\omega_e^* = \omega_r + \omega_{sl}$ 이므로 속도 추정 오차 $\hat{\omega}_{re}$ 와 실제 주파수의 슬립 주파수 다음과 같다.

$$\hat{\omega}_{re} = \omega_{sl} - \omega_{sl}^* \quad (15)$$

$$\omega_{sl} = \left(\frac{M r_r}{L_r \lambda_{dr}} \right) i_{qs} \quad (15)$$

그러므로 위의 식 (13), (15)에서 속도 추정 오차는 다음과 같다

$$\hat{\omega}_{re} = \left(\frac{M r_r}{L_r} \right) \left(\frac{i_{qs}}{\lambda_{dr}} - \frac{i_{qs}^*}{M i_{ds}^*} \right) \quad (16)$$

또, $\lambda_{dr} = M i_{ds}^* = \lambda_{dr}^*$ 라 가정하면 다음과 같이 쓰여질 수 있다.[3]

$$\hat{\omega}_{re} = \left(\frac{M r_r}{L_r \lambda_{dr}^*} \right) (i_{qs} - i_{qs}^*) \quad (17)$$

유도전동기의 제어기를 설계할 때 필요한 상태 변수들은 고정자 전류, 회전자 자속, 그리고 회전자 속도 등이다. 고정자와 회전자의 동기좌표계 상에서 유도전동기의 d-q 전압 방정식은[4]

$$v_{ds} = (R_s + p\sigma L_s)i_{ds} - \omega_e \sigma L_s i_{qs} \\ + p \frac{L_m}{L_r} \psi_{dr} - \omega_e \frac{L_m}{L_r} \psi_{qr} \quad (18)$$

$$v_{qs} = (R_s + p\sigma L_s)i_{qs} + \omega_e \sigma L_s i_{ds} \\ + p \frac{L_m}{L_r} \psi_{qr} + \omega_e \frac{L_m}{L_r} \psi_{dr} \quad (19)$$

이 수식으로부터 유도 전동기의 벡터 제어시 정상 상태에서 2차 회로의 쇄교자속을 d축으로 하여 $\phi_{dr}=0$ 이라 하면, 고정자의 전압 방정식은

$$v_{ds} = (R_s + p\sigma L_s)i_{ds} - \omega_e \sigma L_s i_{qs}, \quad (20)$$

$$v_{qs} = (R_s + p\sigma L_s)i_{qs} + \omega_e \sigma L_s i_{ds}, \quad (21)$$

와 같이 간단한 수식으로 된다. 여기에서 전류가 동기 좌표상에서 제어되더라도 서로 간섭되어 있기 때문에 v_{ds} 는 i_{qs} 에 의존하며, v_{qs} 는 i_{ds} 에 의존한다. 이는 상호유도작용과 역기전력으로 인하여 d-q축 간의 간섭항을 가지게 됨을 의미한다[5]. 그러므로 외란 성분을 추정하여 전향 보상함으로써 d-q 축 비간섭 제어를 행하면 원하는 결과를 얻을 수 있다. 제어 전압 v_{ds}' 와 v_{qs}' 는 비간섭된 전압 v_{ds}^* 와 v_{qs}^* 을 얻기 위하여 다음과 같이 보상된다.

$$v_{ds} = (R_s + \sigma L_s p)i_{ds} = v_{ds} + \omega_e \sigma L_s i_{qs}, \quad (22)$$

$$v_{qs} = (R_s + \sigma L_s p)i_{qs} = v_{qs} - \omega_e \sigma L_s i_{ds} \quad (23)$$

$$v_{ds}^* = v_{ds}' - \omega_e \sigma L_s i_{qs}, \quad (24)$$

$$v_{qs}^* = v_{qs}' + \omega_e \sigma L_s i_{ds}. \quad (25)$$

지능제어 알고리즘을 이용하여 제안한 속도센서리스 벡터 제어의 블록 다이어그램을 그림 3에 나타내었다. 속도 제어를 위해서는 퍼지 제어기를, 그리고 속도 추정을 위해서는 신경회로망을 이용하였다. 속도 추정을 위한 신경회로망은 그림 4와 같이 구성하였다. 속도 추정을 위한 신경회로망은 에뮬레이터에서 전동기의 실제 전류를 모의하고, 토오크분 전류의 지령치 i_{qs}^* 와 실제 전류 i_{qs} 의 차가 최소로 되도록 회전자의 실제속도를 추정한다. 전동기 구동 시점에서 정화한 속도 추정과, 정상 상태에서는 외란에 잘 적응할 수 있도록, 속도 제어를 위한 퍼지 제어기의 출력이나 전동기의 역기전력 성분을 이용하여 속도추정 계인(γ)으로 적용하였다. 신경회로망 제어기(NNC)에서 속도 추정치는 다음과 같다.

$$\hat{\omega}_r(k) = \hat{\omega}_r(k-1) + \gamma \cdot \Delta u(k). \quad (26)$$

퍼지 출력(F_U)과 역기전력(E_{qs})을 이용하여 추정 계인을 구하면

$$\gamma = 1 - \frac{|F_U|}{\rho}, \quad (27)$$

과 같다.

본 논문에서 제안한 속도센서리스 알고리즘은 과도 및 정상상태 응답 특성을 개선하고, 전 속도 영역에서 안정된 제어를 행할 수 있다.

4. 시뮬레이션 및 실험 결과

초고속 유도 전동기의 구동을 위한 시스템 구성은 IGBT의 빠른 파워 소자를 사용하였고, 고속의 연산을 위해서는 TMS320C31, 변조 기법인 공간전압벡터 PWM을 이용하여 그림 5에 보이고 있다. 역기전력 성분이 높기 때문에 이 성분을 보상하는 전류 제어를 행하였다. 시뮬레이션에 사용된 초고속 전동기는 1.85[kW] 급으로 정격속도가 24,000[rpm]인 농형 유도전동기이다. NNE의

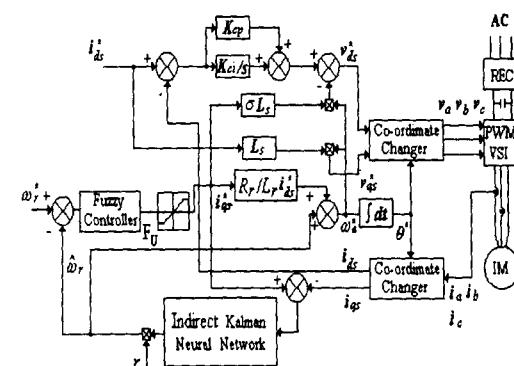


그림 3 지능제어 알고리즘을 이용한 속도센서리스 제어 시스템

Fig. 3 Control system for speed sensorless using intelligent control algorithm

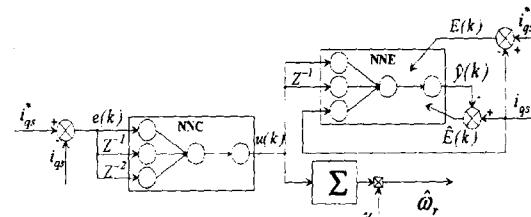


그림 4 속도 추정을 위한 간접형 신경회로망 구성

Fig. 4 Indirect neural network configuration for speed estimation

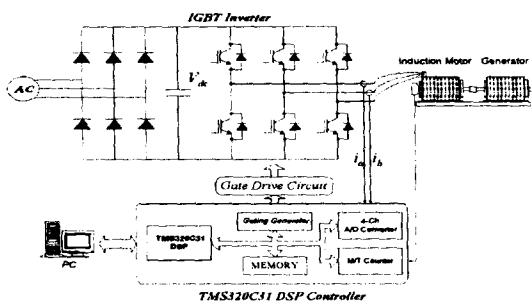


그림 5 하드웨어 시스템 구성도
Fig. 5 Hardware system configuration

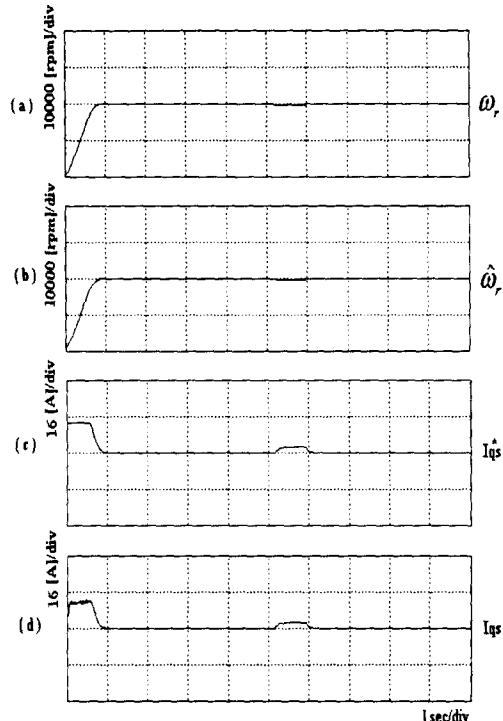


그림 6 속도 센서리스 시스템의 부하 변동에 따른 속도 특성
Fig. 6 Speed response characteristics for load variation without a speed sensor

학습은 NNC가 입력을 받아 출력 $\hat{\omega}_r$ 과 ω_r 의 오차가 최소화하도록 NNE로부터 NNC까지의 가중치를 3회 학습한 후 제어기의 출력 $\hat{\omega}_r$ 을 출력하며, 여기서 학습률은 제어기와 에뮬레이터 모두 0.7로 하였고, 각 가중치의 초기 값은 0.1로 하였다. 그림 4와 같이 NNE는 NNC의 출력과 전단계 출력, q축 실제 전류를 입력으로 출력 \hat{y} 를 발생하고, q축 실제 전류와 출력 \hat{y} 의 차로 가중치를 조정한다. 고속전동기에 있어 회전속도와 PWM 제어를 고려한 실시간 제어는 일반 유도기에 비해 속도제어주기가 작기 때문에, 입력층, 은

낙층, 출력층에 사용되어진 뉴론 수는 각각 3, 1, 1로 최소화하였다.

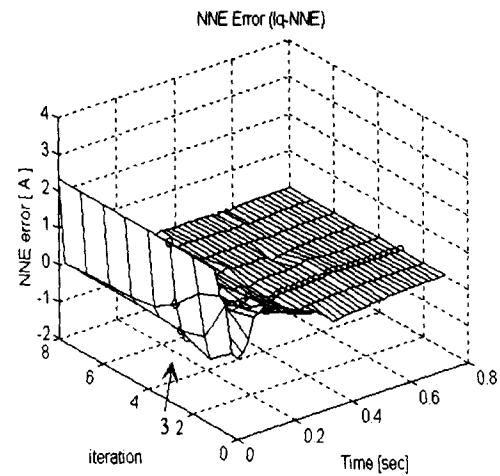


그림 7 신경회로망의 동정에 따른 NNE 오차
Fig. 7 NNE error of NN identification

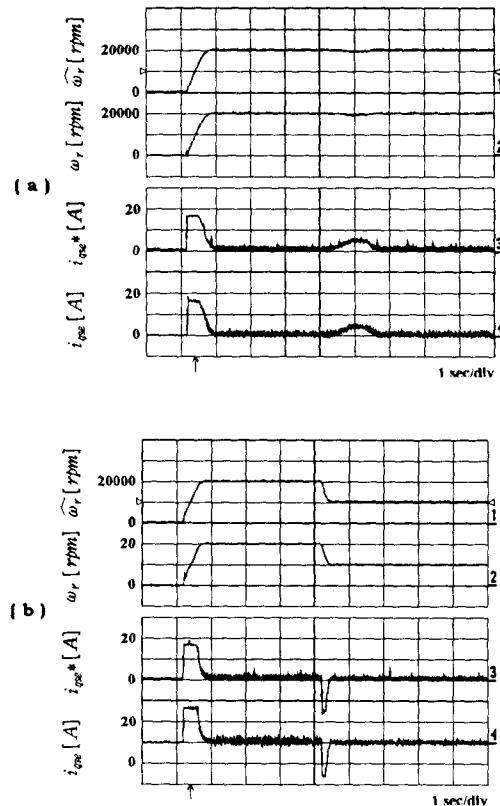


그림 8 속도센서리스 제어 응답 특성
(a) 부하 외란 (b) 가변 속도
Fig. 8 Speed response characteristics without speed sensor
(a) load torque
(b) reference speed variation

기준 속도는 20,000 [rpm]의 속도로 하고, 부하 외란을 정격 부하의 약 3배 정도인 2 [Nm]를 인가하였을 때의 시뮬레이션 결과가 그림 6에 나타나 있고, 신경회로망의 에뮬레이터(NNE)가 실제 전류를 잘 모의하고 있음을 그림 7에 보이고 있다. 그림 8 (a)는 속도센서리스 제어에서 부하외란시 추정 속도, 실제속도, q축 전류지령치와 실제 전류를 나타내고 있다. 부하외란시 양호한 응답특성을 확인할 수 있다. 그림 8. (b)는 센서리스 제어에서 20,000 [rpm]에서 10,000 [rpm]으로 가변속시 응답특성이다.

5. 결 론

본 논문에서는 초고속 유도전동기 구동을 위해 간단한 전류 정보만을 가지고 속도 추정을 위한 원리를 토대로 하여 속도 추정을 이를 수 있는 속도 센서리스 벡터 제어 시스템을 제안하였다. 속도 제어를 위해서는 퍼지 제어기를, 속도 추정을 위해서는 신경회로망을 활용하였다. 신경회로망의 에뮬레이터는 실제 전동기의 전류를 잘 모의함으로써, 제안한 알고리즘은 정상 상태 오차를 최소한으로 줄였으며, 정확한 속도를 추정할 수 있었다. 속도 센서 없이 초고속 전동기 구동을 위해서는 속도 제어기와 속도 추정 알고리즘의 처리 시간이 크게 증가하게 된다. 그러므로 제어기의 구조를 상당히 간소화시켜서 활용하였으며, 속도 추정을 위한 신경회로망의 학습횟수 또한 3회로 짧게 하여 적용하였다.

참 고 문 헌

- [1] Toshiaki Fujimoto et al., "Vector Control Scheme of Induction Motor without Speed and Voltage Sensors," *IEE of Japan Trans.*, vol. 107-D, No. 2, pp. 191-197, 1987.
- [2] T. C. Chen and C. Y. Liaw, "Design of A Neural Fuzzy Controller for Induction Motor Speed Control," *IECON '94*, pp. 611-616, 1994.
- [3] 津田 裕明, 沈尾 正, "高速誘導機の速度 センサレスへの制御", 電氣學會全國大會, SPC-89-6, pp. 49-56, 1989.
- [4] Toshiyuki Kanmachi and Takahashi, "Sensorless Speed Control of An Induction Motor with No Influence of Secondary Resistance Variation," *IEEE IAS Conf Rec.*, pp. 408-413, 1993.
- [5] Min-Huei Kim and James C. Hung, "Vector Control System for Induction Motor without Speed Sensor at Very Low Speed," *IEEE IECON Rec.*, pp. 524-529, 1995.

저 자 소 개



김 윤 호 (金 倫 鎬)

1949년 6월 20일 생. 1974년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1980년 미국 뉴욕주립대학 졸업(석사). 1987년 미국 Texas A&M Univ. 졸업(공박). 현재 중앙대학교 전기 공학과 교수



홍 익 표 (洪 翼 构)

1965년 9월 25일 생. 1994년 중앙대학교 공대 전기공학과 졸업(석사). 1994~1998년 포스콘 기술연구소. 1996년~현재 중앙대학교 공대 전기공학과 박사과정. 1999년~현재 (주)진홍기술 대표이사.



이 병 순 (李 炳 順)

1962년 11월 19일 생. 1991년 중앙대학교 공대 전기공학과 졸업(석사). 1991~1993년 효성중공업. 1994년~현재 중앙대학교 공대 전기공학과 박사과정.