

논문 2005-42SC-6-9

FNN과 ANN을 이용한 유도전동기의 속도 제어 및 추정

(Estimation and Control of Speed of
Induction Motor using FNN and ANN)

이 정 철*, 박 기 태*, 정 동 화*

(Jung-Chul Lee, Gi-Tae Park, and Dong-Hwa Chung)

요 약

본 논문은 FNN과 ANN 제어를 이용한 유도전동기의 속도 제어 및 추정을 제시한다. 먼저, PI 제어기에서 나타나는 문제점을 해결하기 위하여 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 적용한 FNN 제어를 설계한다. 퍼지제어기의 강인성 제어와 신경회로망의 고도의 적응제어의 장점들을 접목한다. 다음은 ANN을 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 추정기법을 제시한다. 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA(Back Propagation Algorithm)를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 추정한다. 추정속도의 타당성을 입증하기 위하여 시스템을 구성하여 제어특성을 분석한다. 그리고 추정된 속도를 지령속도와 비교하여 전류제어와 공간벡터 PWM을 통하여 유도전동기의 속도를 제어한다. 본 연구에서 제시한 FNN과 ANN의 제어특성 및 추정성능을 분석하고 그 결과를 제시한다.

Abstract

This paper is proposed fuzzy neural network(FNN) and artificial neural network(ANN) based on the vector controlled induction motor drive system. The hybrid combination of fuzzy control and neural network will produce a powerful representation flexibility and numerical processing capability. Also, this paper is proposed control and estimation of speed of induction motor using fuzzy and neural network. The back propagation neural network technique is used to provide a real time adaptive estimation of the motor speed. The error between the desired state variable and the actual one is back-propagated to adjust the rotor speed, so that the actual state variable will coincide with the desired one. The back propagation mechanism is easy to derive and the estimated speed tracks precisely the actual motor speed. This paper is proposed the experimental results to verify the effectiveness of the new method.

Keywords : Induction Motor Drive, FNN, ANN, BPA, Speed Control, Speed Estimation

I. 서 론

최근 간접 벡터제어는 유도전동기의 고성능을 위한 드라이브 시스템에 광범위하게 적용되고 있다. 아직도 산업현장에서는 일반적으로 PI 제어기를 많이 사용하고 있다. 그러나 PI 제어기는 유도전동기의 비선형 때문에

고성능 제어에서 많은 문제점이 나타나고 있다. 특히 외란, 속도 및 부하 등의 파라미터가 변동할 경우 고성능 및 강인성 제어를 실현하기 어렵다.

유도전동기의 드라이브 시스템에서 속도와 위치의 정보를 얻기 위하여 엔코더와 리졸버와 같은 센서를 사용한다. 그러나 이러한 센서는 실제의 적용분야에서 많은 문제점이 도출되며 시스템의 적용분야가 제한된다. 이러한 센서는 값이 비싸고 시스템의 가격을 증가시킨다. 그리고 센서의 정밀도에 영향을 주는 온도, 습도 및 먼지 등 환경적인 요인에 민감하며 시스템의 강인성을 약화시킨다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 센서리스 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.^{[1]-[3]}

정희원, 순천대학교 전기·전자정보통신공학부
(School of Information & Communication
Engineering, Sunchon National University)

* 본 과제는 교육인적자원부와 산업자원부의 출연금
및 보조금으로 수행한 산학협력중심대학육성사업의
연구결과입니다.

접수일자: 2005년6월19일, 수정완료일: 2005년11월10일

STC(Self Tuning Control), MRAC(Model Reference Adaptive Control), SMC(Sliding Mode Control) 및 EKF(Extended Kalman Filter) 등의 다양한 적응제어 기법이 제시되었다.^[4] 적응제어는 부하토크 및 부하관성과 같은 광범위한 동작변화에도 양호한 속도응답을 얻을 수 있는 우수한 기법으로 평가를 받았다. 그러나 수학적 모델링에 기초하고 계산시간이 많이 소요되는 알고리즘이기 때문에 매우 복잡하다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 직접 퍼지제어기가 개발되었으나 다양한 부하변동과 관성변화에 대하여 강인성의 응답특성을 기대하기가 어려우며 만족할만한 성능을 얻을 수 없다.^[5]

최근, 인공 신경회로망의 진가가 인정되어 많은 관심을 가지게 되었으며 함수를 근사화하기 위하여 다양하게 연구되고 있다.^{[6]-[10]} 이러한 방법들은 일반적인 벡터 제어 방법과 비교하여 우수한 성능을 얻을 수 있었다. 그러나 자속을 제어할 수 없으므로 포화의 영향이 나타나고 속도센서를 사용하고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 FNN과 ANN 제어를 이용한 유도전동기의 속도 제어 및 추정을 제시한다. 먼저, PI 제어기에서 나타나는 문제점을 해결하기 위하여 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 적용한 FNN 제어를 설계한다. 퍼지제어기의 강인성 제어와 신경회로망의 고도의 적응제어의 장점들을 접목한다. 다음은 ANN을 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 추정기법을 제시한다. 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA(Back Propagation Algorithm)를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 추정한다. 추정속도의 타당성을 입증하기 위하여 시스템을 구성하여 제어특성을 분석한다. 그리고 추정된 속도를 지령속도와 비교하여 전류제어와 공간벡터 PWM을 통하여 유도전동기의 속도를 제어한다. 본 연구에서 제시한 FNN과 ANN의 제어특성 및 추정성능을 분석하고 그 결과를 제시한다.

II. FNN 제어기의 설계

FNN 제어기는 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 구성하며 강력한 표현의 유연성과 수치 처리능력을 가지고 있다. FNN은 퍼지룰의 조건부와 결론부를 클러스터링 방법과 다층 신경회로망으로 구성한다. FNN은 퍼지제어와 같은 강인성 제어와 신경회로망과 같은 고도의 적응능력을 장점을 가지게 된다.

그림 1은 FNN의 구성을 나타내며 여기서 두 개의 입력변수는 오차 e 와 오차의 변화분 ce 이고 출력변수

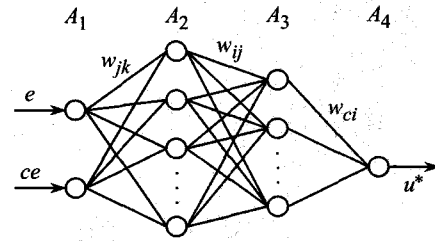


그림 1. FNN의 구성
Fig. 1. The construction of FNN.

는 제어변수 u 이다.

1. 제어기의 조건부의 구현

그림 1에서 A_1 층에서 A_3 층 사이에 신경회로망은 퍼지룰의 조건부의 구현을 나타낸다. 조건부의 멤버쉽 함수를 효과적으로 설계하기 위하여 신경회로망의 구조를 간단하게 하고 수렴속도를 개선하기 위하여 클러스터링 방법을 적용한다. 표 1은 퍼지제어룰의 집합을 나타낸다.

퍼지 룰베이스에서 입력공간은 49개의 부분 공간으로 나눈다. 룰이 동일한 동작일 경우 같은 입력공간으로 클러스터링한다. 그런 다음 새로운 클러스터링과 일치하는 룰은 전문가에 의해 재 설계되고 신경회로망으로 구현한다. 퍼지룰의 수는 클러스터링 방법에 의해 매우 감소시킬 수 있다. 또한 이러한 구현은 비선형 함수를 설계할 수 있으며 신경세포의 sigmoid 특성에 의해 퍼지의 입력공간을 분할한다. A_3 층에서 각 신경세포의 출력은 각 부분 공간에서 퍼지룰의 진리값이다. 퍼지 클러스터링과 학습을 실현하기 위하여 이전 49룰과 같은 효과를 얻는 퍼지-신경회로망 제어기는 오차의 함수가 필요하다.

오차함수를 정의한 후, 오차를 최소화하기 위하여 다음 단계는 오차 역전파 알고리즘에 의해 A_3 층과 A_2 층 사이에 가중치 w_{jk} 와 w_{ij} 를 조절한다. 가중치 조절을 통하여 신경회로망은 클러스터 된 퍼지룰의 조건부를 완

표 1. 퍼지룰 표
Table 1. Fuzzy rule table.

| | | | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|----|----|
| | PB | PM | PS | ZR | NS | NM | NB |
| PB | PB | PB | PM | PB | PM | PM | PM |
| PM | PB | PM | PS | PM | PM | PM | PS |
| PS | PM | PS | PS | PS | ZR | NS | NM |
| ZR | PB | PM | PS | ZR | NS | NM | NB |
| NS | PM | PS | ZR | NS | NS | NS | NM |
| NM | NS | NM | NM | NM | NS | NM | NB |
| NB | NM | NM | NM | NB | NM | NB | NB |

전하게 구현할 수 있다.

학습과정 동안 진동을 피하고 수렴속도를 개선하기 위하여 다음과 같은 모멘텀(momentum) 항으로 새로운 조절을 수행한다.

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij} + \alpha[W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)] \quad (1)$$

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk} + \alpha[W_{jk}(t) - W_{jk}(t-1)] \quad (2)$$

2. 제어기의 결론부의 구현

그림 1에서 A_3 층과 A_4 층 사이의 신경회로망은 퍼지룰의 후반부의 구현을 나타낸다. 학습 동안 가중치 W_{ci} 는 다음 오차 함수를 최소화하기 위하여 조절한다.

$$E^* = \frac{1}{2} \sum (U^* - U)^2 \quad (3)$$

여기서 U^* 와 U 는 퍼지와 신경회로망의 요구치와 실제치를 나타낸다.

일반적인 델타룰을 사용하여 가중치 W_{ci} 의 변화 ΔW_{ci} 는 오차함수인 식(3)을 최소화할 수 있고 퍼지룰의 후반부를 재 정의하여 다음 식을 결정한다.

$$\Delta W_{ci} = -\eta \frac{\partial E^*}{\partial W_{ci}} = -\eta \delta_c O_i \quad (4)$$

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) + \Delta W_{ci} + \alpha[W_{ci}(t) - W_{ci}(t-1)] \quad (5)$$

여기서 δ_c 는 퍼지와 신경회로망의 출력에서 오차신호이다.

III. ANN에 의한 속도 추정

ANN은 인간 두뇌의 간단한 모델에 의해 사고하는 구조로 된 컴퓨팅 시스템이다. ANN은 비선형 동적 시스템의 파라미터를 추정 및 제어를 하는데 사용된다.

ANN을 위한 이상적인 적용은 비선형 시스템의 추정 분야에 있다. 실질적으로 어떤 이산 비선형 시스템은 지연 입·출력에서 시스템을 표현할 수 있는 NARMAX(Nonlinear AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs) 모델에 의해서 나타낼 수 있다.^[11] 일반적으로 NARMAX 모델은 다음과 같은 형태로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{y}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{y}(k), \dots, \mathbf{y}(k-d_y), \mathbf{u}(k), \dots, \mathbf{u}(k-d_u)) \quad (6)$$

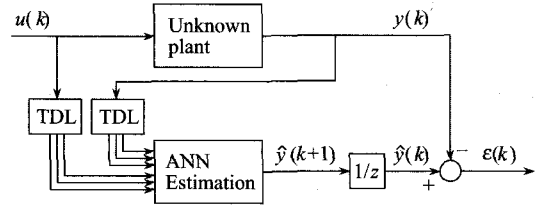


그림 2. 신경회로망을 이용한 시스템 추정
Fig. 2. System estimation using neural network.

여기서 d_u 와 d_y 는 입력과 출력 벡터 u 와 y 에서 최대 지연을 나타낸다. 이 모델의 형태는 모델이 전적으로 기지 양으로 표현되기 때문에 시스템의 추정을 추구하는데 이상적이다. 그림 2는 ANN을 이용한 시스템의 추정을 나타낸다. ANN은 시스템의 NARMAX 모델을 추정하는데 사용하며 이를 위해 식(6)에서 필요한 입력과 예측 출력 벡터 $\hat{y}(k+1)$ 로서 ANN의 출력을 구성한다. 시간 $k+1$ 에서 예측 출력벡터를 실제 출력벡터와 비교하여 식(6)에서 함수 $f(\cdot)$ 를 에뮬레이트하기 위하여 학습한다. 그리고 오차 역전파 알고리즘에 의해 ANN 하중을 새롭게 하기 위하여 오차를 사용한다.

신경회로망을 이용한 시스템의 추정에서 구한 최종 추정속도는 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k+1) &= \hat{\omega}_r(k) + \Delta \hat{\omega}_r(k) \\ &= \hat{\omega}_r(k) + \frac{\Delta W_2(k)}{T} \\ &= \hat{\omega}_r(k) + \frac{\eta}{T} \{ [\phi_{qr}(k) - \hat{\phi}_{qr}(k)] \hat{\phi}_{dr}(k-1) - [\phi_{dr}(k) - \hat{\phi}_{dr}(k)] \hat{\phi}_{qr}(k-1) \} \\ &\quad + \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 T 는 샘플링 주기를 나타내며 η 는 학습계수이며 학습과정에서 학습율을 나타낸다. 이 계수가 크면 하중 변화가 크다. 실제 구현을 위하여 학습율은 진동이 유발되지 않는 범위에서 큰 값으로 선정한다. 계수 α 는 현재 하중에서 변동하는 과거 하중의 영향을 결정한다. 추정속도를 이용한 회전자 자극의 위치는 다음과

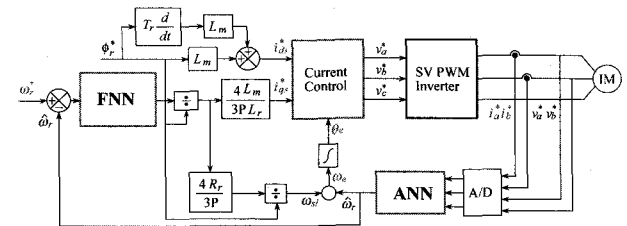


그림 3. 퍼지와 신경회로망에 의한 유도전동기의 벡터 제어시스템
Fig. 3. Vector control system of induction motor with fuzzy and neural network.

같다.

$$\hat{\theta}_r(k+1) = \hat{\theta}_r(k) + T \cdot \hat{\omega}_r(k) \quad (8)$$

그림 3은 퍼지와 신경회로망을 이용하여 속도를 추정하고 드라이브 시스템을 제어할 수 있는 블록도를 나타낸다.

신경회로망에 의해 속도를 추정하고 추정속도와 지령속도를 비교하여 오차를 구하고 그 오차는 퍼지와 신경회로망에 입력된다. 퍼지와 신경회로망에서 지령 ω 축 전류를 구한다. 전류제어에 의하여 지령전압을 구한 다음, SV PWM 인버터를 구동시켜 유도전동기를 제어한다.

IV. 시스템의 성능결과

그림 4와 5은 무부하 상태에서 1000[rpm]으로 운전 중, 부하토크를 10[N·m]인가 한 경우의 DFC와 퍼지와 신경회로망(FNN)의 응답특성을 나타낸다. 일정한 속도로 운전 중, 부하토크를 인가한 경우 FNN는 DFC에 비하여 속도 변화의 폭이 감소하고 지령속도에 빠르게 도달하는 것을 알 수 있다.

신경회로망에 의한 유도전동기의 속도를 추정하고 FNN 제어를 사용하여 속도제어를 수행하여 결과를 제시한다.

그림 6은 무부하 상태에서 지령속도를 정격속도인 1720[rpm]으로 운전 중 부하토크를 10[N·m] 인가하였을 경우의 신경회로망에 의한 속도추정 특성을 나타낸다. 그림 (a)는 지령속도와 실제속도를 나타내고 그림 (b)는 실제속도와 추정속도를 나타낸다. 스텝 지령속도의 변화와 부하토크 인가할 경우에 추정속도는 실제속

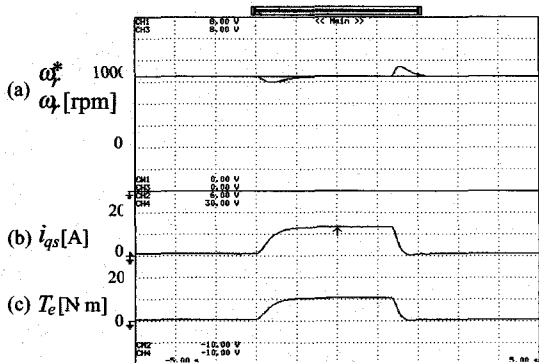


그림 4. 부하토크 변화에 대한 DFC의 응답특성
Fig. 4. Response characteristics of DFC with change of load torque.

도에 양호하게 추정하였다.

그림 7은 1200[rpm]으로 운전 중, 부하토크를 10[N·m] 인가하여 지령속도를 -1200[rpm]으로 역회전시켰을 경우의 응답특성이다. 이 경우에도 추정속도의 추정성능은 양호하게 나타났다.

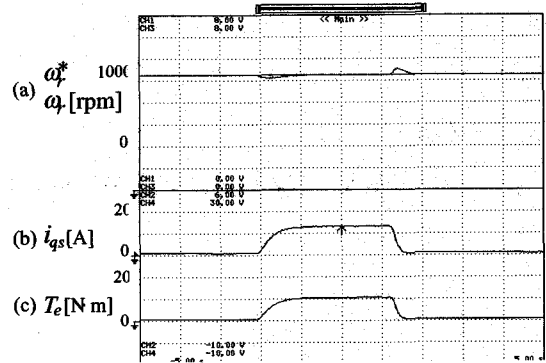


그림 5. 부하토크 변화에 대한 FNN의 응답특성
Fig. 5. Response characteristics of FNN with change of load torque.

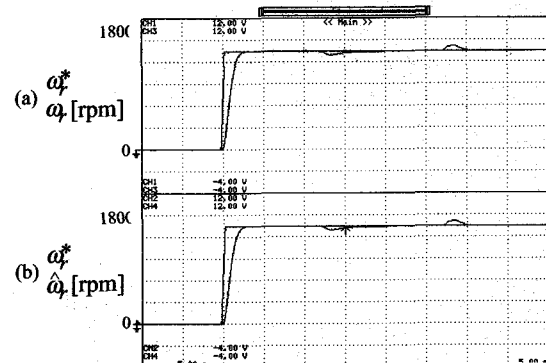


그림 6. 스텝 지령속도와 부하토크의 변화에 대한 신경 회로망의 응답특성
Fig. 6. Response characteristics of neural network with step command speed and change of load torque.

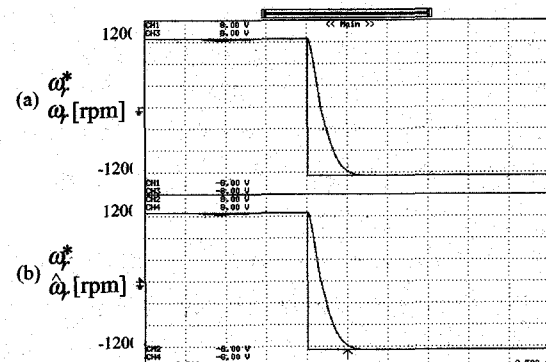


그림 7. 부하토크와 스텝 지령속도의 변화에 대한 신경 회로망의 응답특성
Fig. 7. Response characteristics of neural network with change of load torque and step command speed.

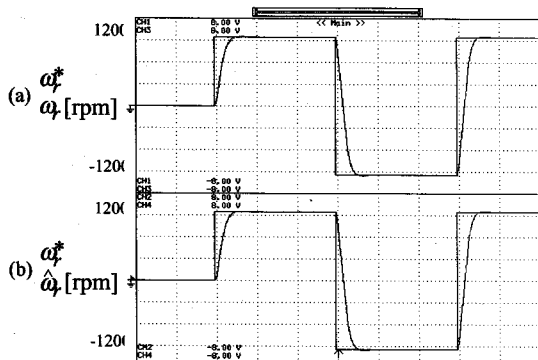


그림 8. 스텝 지령속도의 변화에 대한 신경회로망의 응답특성

Fig. 8. Response characteristics of neural network with change of step command speed.

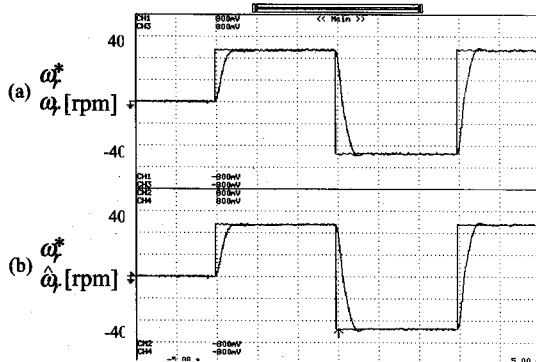


그림 9. 스텝 지령속도의 변화에 대한 신경회로망의 응답특성

Fig. 9. Response characteristics of neural network with change of step command speed.

그림 8은 정지상태에서 부하토크를 10[N·m] 인가하여 지령속도를 1200[rpm]과 -1200[rpm]으로 반복적으로 변화시켰을 경우의 응답특성이다. 부하토크를 인가하여 지령속도를 정·역회전으로 반복하여도 ANN에 의한 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다.

그림 9은 스텝 지령속도를 저속인 40[rpm]과 -40[rpm]으로 반복하여 변화시킨 경우의 응답특성을 나타낸다. 신경회로망의 추정성능은 저속의 경우에도 양호한 추정성능 나타난다. 따라서 본 논문에서 제시한 신경회로망은 스텝 지령속도의 변화, 부하변화 및 저속 영역에서도 양호한 추정성능을 확인 할 수 있었다.

V. 결 론

본 연구에서는 FNN과 ANN을 이용한 유도전동기의 속도 제어를 제어하고 속도를 추정하였다. 이 제어기는

퍼지제어기의 강인성 제어와 신경회로망의 고도의 적응 제어의 장점들을 가지고 있다.

FNN 제어기는 종래의 직접 퍼지제어기 보다 성능이 우수한 결과를 얻었으며 고성능 및 강인성 제어를 확인할 수 있었다. ANN을 이용하여 다양한 지령속도의 변화에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다. 지령속도를 정·역회전 운전 및 4상한 운전시켰을 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다. 그리고 부하토크를 인가할 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호한 추정성능을 확인할 수 있었다.

본 연구에서는 제시한 FNN과 ANN은 시스템의 응답특성이 양호하게 나타났으며 속도의 추정 및 제어도 만족할만한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 본 연구에서 제시한 퍼지와 신경회로망의 타당성을 입증할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] C. Schauder, "Adaptive speed identification for vector control of induction motors," IEEE Trans. on IA, pp. 1054-1061, 1992.
- [2] F. Z. Feng, T. Fukao, "Robust speed identification for speed sensorless vector control of induction motors," IEEE Trans. on IA, vol. 30, no. 5, pp. 1234-1240, 1994.
- [3] H. Kubota and K. Matsuse, "Speed sensorless field oriented control of induction motor with rotor resistance adaption," IEEE Trans. on IA, vol. 30, no. 5, pp. 1219-1224, 1994.
- [4] K. J. Astron and B. Wittenmark, "Adaptive control," Addison-Wesley, 1989.
- [5] D. H. Chung, "Fuzzy control for high performance vector control of PMSM drive system," KIEE, vol. 47, no. 12, pp. 2171-2180, 1998.
- [6] Cybenko, "Approximations by superposition of a sigmoidal function," Mathematics of Contr., Signals and Syst., vol. 2, pp. 303-314, 1989.
- [7] A. K. Toh, E. P. Nowicki and F. Ashrafzadeh, "A flux estimator for field oriented control of an induction motor using an artificial neural network," IEEE IAS Conf. Rec. Ann. Meet., vol. 1, pp. 585-592, 1994.
- [8] M. G. Simoes and B. K. Bose, "Neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive," IEEE Trans. IA, vol. 31, no. 3, pp. 620-629, 1995.
- [9] M. T. Wishart and R. G. Harley, "Identification

- and control of induction machines using neural networks," IEEE Trans. IA, vol. 31, no. 3, pp. 612-619, 1995.
- [10] D. E. Rumelhart, et al., "Learning internal representations by error propagation," in Parallel Distributed Proceeding, vols. 1 and 2, D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, Eds. Cambridge, MA: MIT Press, 1986.
- [11] I. J. Leontaritis and S. A. Billings, "Input-output parametric models for nonlinear systems," Int. J. Contr., vol. 41, pp. 303-344, 1985.

저자 소개



이 정 철(정회원)
 1995년 순천대 공대 전기공학과
 졸업.
 1998년 순천대 대학원 전기공학과
 졸업(석사).
 2004년 동 대학원 졸업(박사).
 2001년~현재 제일대학 차량
 기계학부 겸임교수.

<주관심분야 : 모터구동, 전력변환, 신호처리>



박 기 태(정회원)
 1999년 순천대 공대 전기제어
 공학과 졸업.
 2001년 동 대학원 전기공학과
 졸업(석사).
 2005년 동 대학원 박사과정
 <주관심분야 : 모터구동, 전력변환,
 신호처리>



정 동 화(정회원)
 1979년 영남대 공대 전기공학과
 졸업.
 1981년 한양대 대학원 전기공학과
 졸업(석사).
 1987년 동 대학원 전기공학과
 졸업(박사).

1988년~1989년 현대중전기(주) 기술연구소
 책임연구원.

1989년~현재 순천대학교 정보통신공학부 교수
 <주관심분야 : 모터구동, 전력변환, 태양광발전>