

퍼지와 신경회로망을 이용한 유도전동기의 속도 추정 및 제어

최정식, 이정철, 이홍균, 남수명, 고재섭, 김중관, 정동화  
 순천대학교 공과대학 정보통신공학부

Estimation and Control of Speed of Induction Motor  
 using Fuzzy and Neural Network

Jung-Sik Choi, Jung-Chul Lee, Hong-Gyun Lee, Su-Myeong Nam, Jae-Sub Ko, Jong-Kwan Kim, Dong-Hwa Chung  
 School of Information & Communication Engineering, Suncheon National Univ.

**Abstract** - This paper is proposed a fuzzy control and neural network 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 estimation and control 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. This paper is proposed the experimental results to verify the effectiveness of the new method.

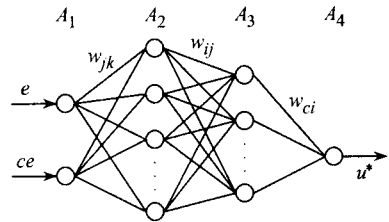


그림 1. 퍼지와 신경회로망의 구성

그림 1은 퍼지와 신경회로망의 구성을 나타내며 여기서 두 개의 입력변수는 오차  $e$  와 오차의 변화분  $ce$  이고 출력변수는 제어변수  $u^*$  이다.

1. 서 론

최근, 인공 신경회로망의 진가가 인정되어 많은 관심을 가지게 되었으며 함수를 근사화하기 위하여 다양하게 연구되고 있다.[1]-[5] 이러한 방법들은 일반적인 벡터제어 방법과 비교하여 우수한 성능을 얻을 수 있었다. 그러나 자속을 제어할 수 없으므로 포화의 영향이 나타나고 속도센서를 사용하고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 퍼지-ANN 제어를 이용한 유도전동기의 속도 추정 및 제어를 제시한다. 먼저, PI 제어기에서 나타나는 문제점을 해결하기 위하여 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 적용한 퍼지-신경회로망의 제어기를 설계한다. 퍼지제어의 강인성 제어와 신경회로망의 고도의 적응제어의 장점을 접목한다. 다음은 ANN(Artificial Neural Network)을 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 퍼지-ANN의 추정 성능과 제어특성을 분석하고 그 결과를 제시한다.

2. 퍼지와 신경회로망의 설계

퍼지와 신경회로망은 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 구성하며 강력한 표현의 유연성과 수치 처리능력을 가지고 있다. 퍼지와 신경회로망은 퍼지물의 조건부와 결론부를 클러스터링 방법과 다층 신경회로망으로 구성한다. 퍼지-신경회로망은 퍼지제어와 같은 강인성 제어와 신경회로망과 같은 고도의 적응능력의 장점을 가지게 된다.

2.1 제어기의 조건부의 구현

그림 1에서  $A_1$ 층에서  $A_3$ 층 사이에 신경회로망은 퍼지물의 조건부의 구현을 나타낸다. 조건부의 멤버쉽 함수를 효과적으로 설계하기 위하여 신경회로망의 구조를 간단하게 하고 수렴속도를 개선하기 위하여 클러스터링 방법을 적용한다. 퍼지 룰베이스에서 입력공간은 49개의 부분 공간으로 나누며 룰이 동일한 동작일 경우 같은 입력공간으로 클러스터링한다. 그런 다음 새로운 클러스터링과 일치하는 룰은 전문가에 의해 재 설계되고 신경회로망으로 구현한다. 퍼지물의 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 퍼지물의 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  $A_1$ 층과  $A_3$ 층 사이에 가중치  $W_{jk}$ 와  $W_{ij}$ 를 조절한다. 가중치 조절을 통하여 신경회로망은 클러스터 된 퍼지물의 조건부를 완전하게 구현할 수 있다.

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

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

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

2.2 제어기의 결론부의 구현

그림 1에서  $A_3$ 층과  $A_4$ 층 사이의 신경회로망은 퍼지물의 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 델타를 사용하여 가중치  $W_{ci}$ 의 변화  $\Delta W_{ci}$ 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  $\delta_c$ 는 퍼지와 신경회로망의 출력에서 오차신호이다.

### 3. 신경회로망에 의한 속도 추정

ANN(Artificial Neural Network)은 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 추정분야에 있다. 실질적으로 어떤 이산 비선형 시스템은 지연 입력력에서 시스템을 표현할 수 있는 NARMAX(Nonlinear AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs) 모델에 의해서 나타낼 수 있다.[6] 일반적으로 NARMAX 모델은 다음과 같은 형태로 나타낼 수 있다.

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

여기서  $d_u$ 와  $d_y$ 는 입력과 출력 벡터  $\mathbf{u}$ 와  $\mathbf{y}$ 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 출력벡터  $\hat{\mathbf{y}}(k+1)$ 로서 ANN의 출력을 구성한다. 시간  $k+1$ 에서 예측 출력벡터를 실제 출력벡터와 비교하여 식(6)에서 함수  $\mathbf{f}(\cdot)$ 를 에뮬레이터하기 위하여 학습한다. 그리고 오차 역전과 알고리즘에 의해 ANN 하중을 새롭게 하기 위하여 오차를 사용한다.

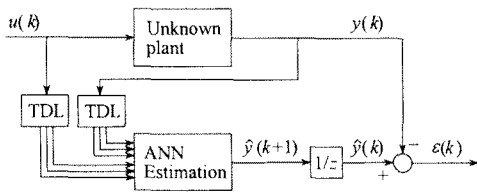


그림 2. 신경회로망을 이용한 시스템 추정

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  $\eta$ 는 학습계수이며 학습과정에서 학습율을 나타낸다. 이 계수가 크면 하중 변화가 크다. 실제 구현을 위하여 학습율은 진동이 유발되지 않는 범위에서 큰 값으로 선정한다. 계수  $\alpha$ 는 현재 하중에서 변동하는 과거 하중의 영향을 결정한다. 추정속도를 이용한 회전자 자극의 위치는 다음과 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.

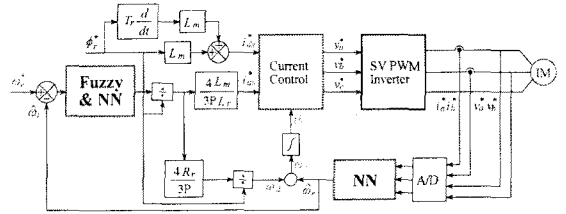


그림 3. 퍼지와 신경회로망에 의한 유도전동기의 벡터제어 시스템

### 4. 시스템의 성능결과

그림 5와 6은 무부하 상태에서 1000[rpm]으로 운전 중, 부하토크를 10[N·m]인 경우의 DFC와 퍼지와 신경회로망(FNN)의 응답특성을 나타낸다. 일정한 속도로 운전 중, 부하토크를 인가한 경우 FNN는 DFC에 비하여 속도 변화의 폭이 감소하고 리얼속도에 빠르게 도달하는 것을 알 수 있다.

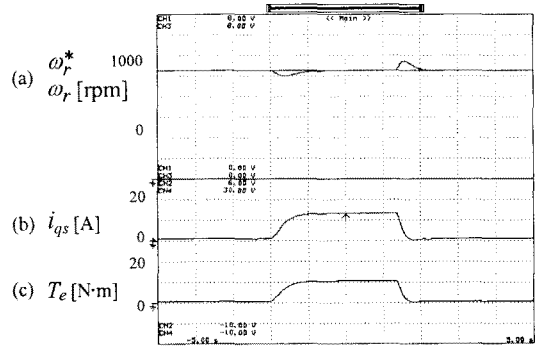


그림 4. 부하토크 변화에 대한 DFC의 응답특성

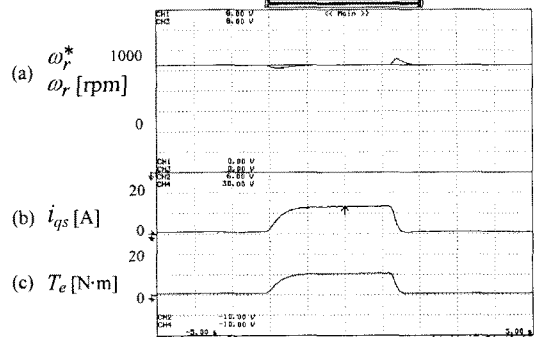


그림 5. 부하토크 변화에 대한 FNN의 응답특성

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

그림 7은 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 실제속도에 양호하게 추정하였다.

그림 8은 1200[rpm]으로 운전 중, 부하토크를 10[N·m] 인가하여 지령속도를 -1200[rpm]으로 역회전시켰을 경우의 응답특성이다. 이 경우에도 추정속도의 추정성능은 양호하게 나타났다.

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

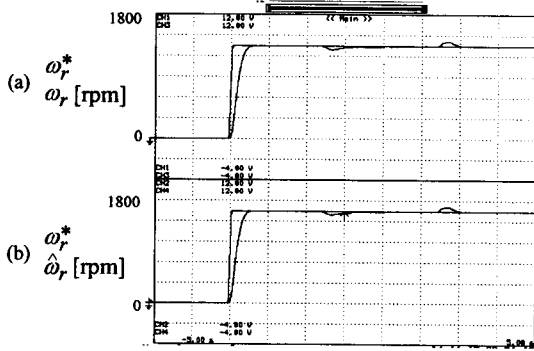


그림 6. 스텝 지령속도와 부하토크의 변화에 대한 신경회로망의 응답특성

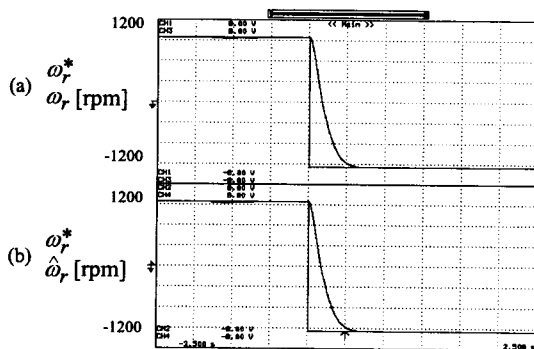


그림 7. 부하토크와 스텝 지령속도의 변화에 대한 신경회로망의 응답특성

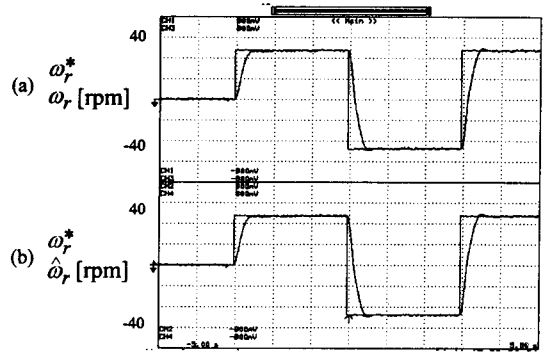


그림 8. 스텝 지령속도의 변화에 대한 신경회로망의 응답특성

## 5. 결 론

본 연구에서는 퍼지와 신경회로망을 이용한 유도전동기의 속도 추정과 제어를 제시하였다. 퍼지와 신경회로망을 이용하여 속도를 제어하였다. 그리고 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 추정하였다.

퍼지와 신경회로망은 종래의 직접 퍼지제어기 보다 성능이 우수한 결과를 얻었으며 고성능 및 강인성 제어를 확인할 수 있었다. 신경회로망을 이용하여 다양한 지령속도의 변화에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다. 지령속도를 정역회전 운전 및 4상한 운전시켰을 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다. 그리고 부하토크를 인가할 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호한 추정성능을 확인할 수 있었다.

본 연구에서는 제시한 퍼지와 신경회로망은 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] Cybenko, "Approximations by superposition of a sigmoidal function," Mathematics of Contr., Signals and Syst., vol. 2, pp. 303-314, 1989.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] I. J. Leontaritis and S. A. Billings, "Input-output parametric models for nonlinear systems," Int. J. Contr., vol. 41, pp. 303-344, 1985.