

## 하이브리드 인공지능 제어기에 의한 유도전동기의 고성능 제어

박병상\*, 최정식, 고재섭, 이정호, 김종관, 박기태, 정동화  
순천대학교 전기제어공학과

### High Performance Controller of Induction Motor with Hybrid Artificial Intelligent Control

Byung-Sang Park, Jung-Sik Choi, Jae-Sub Ko, Jung-Ho Lee, Jong-Kwan Kim, Ki-Tae Park, Dong-Hwa Chung  
Sunchon national University Major of Electrical Control Engineering

**Abstract** - This paper is proposed hybrid artificial intelligent controller for high performance of induction motor drive. The design of this algorithm based on fuzzy-neural network controller that is implemented using fuzzy control and neural network. The control performance of the hybrid artificial intelligent controller is evaluated by analysis for various operating conditions. The results of experiment prove that the proposed control system has strong high performance and robustness to parameter variation, and steady-state accuracy and transient response.

#### 1. 서론

최근 퍼지제어, 신경회로망 및 유전자 알고리즘 등을 이용한 인공지능 제어는 전력전자 시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 중요한 기법으로 인식되고 있다. 이들 기법간의 상호 혼합한 방식은 적용성 및 강인성이 요구되는 유도전동기 드라이브에서 전기를 유감 없이 발휘할 전망이다.[1]-[3]

본 논문에서는 유도전동기 드라이브의 고성능 제어를 위하여 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 구성한 하이브리드 인공지능 제어기를 제시한다. 퍼지-뉴로 제어기는 퍼지물의 전반부와 후반부를 클러스터링 방법과 다층 신경회로망으로 구성한다. 퍼지제어에서 나타나는 장점인 고성능 및 강인성 제어를 얻을 수 있으며 신경회로망에서 나타나는 장점인 고도의 적응제어의 능력을 얻을 수 있다. 더욱 성능 향상을 위하여 기준모델에 기초한 적응 메카니즘의 기법을 적용하여 하이브리드 인공지능 제어기를 구성한다.[4] 본 제어기를 유도전동기의 드라이브 시스템에 적용하여 파라미터의 변동, 정상상태 및 과도상태 등의 응답특성을 분석하고 본 제어기의 타당성을 입증한다.

#### 2. 유도전동기의 모델링

유도전동기의 등가회로에서 전압방정식을 구하면 다음 식과 같다.

$$\begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + L_s p & -\omega_e L_s & L_m p & -\omega_e L_m \\ \omega_e L_s & R_s + L_s p & \omega_e L_m & L_m p \\ L_m p & -\omega_{rl} L_m & R_r + L_r p & -\omega_{rl} L_r \\ \omega_{rl} L_m & L_m p & \omega_{rl} L_r & R_r + L_r p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (1)$$

유도전동기의 기계적인 방정식은 다음과 같다.

$$T_e = J \frac{d\omega_m}{dt} + B\omega_m + T_l \quad (2)$$

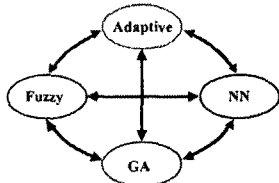
$$\omega_r = \frac{P}{2} \omega_m \quad (3)$$

발생토크를 구하면 다음과 같다.

$$T_e = \frac{3}{2} \left( \frac{P}{2} \right) L_m (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) \quad (4)$$

#### 3. 하이브리드 인공지능 제어기

그림 1은 하이브리드 인공지능 제어기의 연구에 대하여 도식적으로 표현하였다.



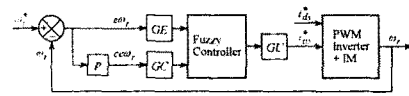
〈그림 1〉 하이브리드 인공지능 제어기의 연구

본 논문에서는 적응제어, 퍼지제어와 신경회로망을 혼합한 형태의 이용하여 하이브리드 인공지능 제어기를 구성하였다.

#### 4. 퍼지-뉴로 제어기의 설계

퍼지-뉴로 제어기는 퍼지물의 전반부와 후반부를 클러스터링 방법과 다층 신경회로망으로 구성한다.

유도전동기 드라이브의 제어를 위한 직접 퍼지제어기의 구조는 그림 2와 같다.



〈그림 2〉 직접 퍼지제어기의 구조

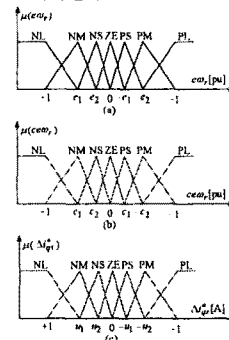
일반적으로 퍼지제어기의 동적인 동작은 전문지식에 기초한 언어 제어물의 집합에 의해 특성화된다. 언어 제어물은 다음과 같이 가정한다.

$$\text{If } E \text{ is } A_1 \text{ and } CE \text{ is } A_2 \text{ then } U \text{ is } B, \quad (5)$$

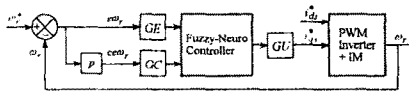
여기서  $E, CE$  및  $U$ 는 각각 오차, 오차의 변화 및 제어변수를 나타낸다.

$A_m$ 은 퍼지 멤버십 함수  $\mu_A(x_j)$ 에 의해 특성화된 퍼지변수를 나타내고  $B$ 는 실수로 된 상수이다. 그림 3은 퍼지집합의 멤버십 함수를 나타낸다.

그림 4는 본 연구에서 제시한 유도전동기 드라이브의 제어를 위하여 퍼지-뉴로 제어기의 구조를 나타낸다.

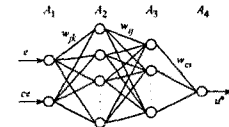


〈그림 3〉 퍼지변수의 멤버십 함수



〈그림 4〉 퍼지-뉴로 제어기의 구조

그림 5는 퍼지-뉴로 제어기의 구성을 나타내며 여기서 두 개의 입력변수는 오차  $e$ 와 오차의 변화  $ce$ 이고 출력변수는 제어변수  $u$ 이다.



〈그림 5〉 퍼지-뉴로 제어기의 구성

#### 5. 퍼지-뉴로 제어기의 구현

##### 5.1 전반부 구현

그림 5에서 나타난 4층부터 3층 사이의 신경회로망은 퍼지물에 대한 전반부의 구현을 나타낸다. 표 1은 퍼지 제어물의 집합을 나타낸다.

〈표 1〉 퍼지물 표

$e$ / $ce$	NI	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
NI	NI	NL	NL	NL	NM	NS	ZE
NM	NL	NL	NL	NL	NM	NS	ZE
NS	NL	NL	NM	NS	ZE	PS	PM
ZE	NI	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
PS	NM	NS	ZE	PS	PM	PL	PL
PM	NS	ZE	PS	PM	PL	PL	PL
PL	ZE	PS	PM	PL	PL	PL	PL

퍼지 물베이스에서 입력공간은 49개의 부분 공간으로 나뉜다. 물이 동일한 동적인 경우 같은 입력공간으로 클러스터링 한다. 그런 다음 새로운 클러스터링과 일치하는 물은 전문가에 의해 재설정되고 신경회로망으로 구현한다. 퍼지-뉴로 제어기가 입력 데이터를 위한 요구분할의 심취도에 따라서

결정되는 오차함수는 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^L (T_i - O_i)^2 \quad (6)$$

$$T_i = \begin{cases} 1, & (x_1, x_2) \in R' \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

오차함수를 정의한 후, 오차를 최소화하기 위하여 다음 단계는 오차 역전파 알고리즘에 의해 \$A\_2\$층과 \$A\_3\$층 사이에 가중치 \$W\_{jk}\$와 \$W\_{ij}\$를 조절한다.

$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = -\eta \delta_j X_k \quad (8)$$

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\eta \delta_i O_j \quad (9)$$

여기서

$$\delta_i = (T_i - O_i) f'(U_i) \quad (10)$$

$$\delta_j = f'(U_j) \sum \delta_i W_{ij} \quad (11)$$

\$O\_j\$는 \$A\_2\$층에서 신경세포의 출력이며 \$\eta\$는 학습률, \$f(\cdot)\$는 시그모이드 함수의 미분이며 \$U\_i\$와 \$U\_j\$는 각각 \$A\_2\$층과 \$A\_3\$층에서 각 신경세포에 대한 전체 입력을 나타낸다.

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

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk} + \alpha [W_{jk}(t) - W_{jk}(t-1)] \quad (12)$$

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij} + \alpha [W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)] \quad (13)$$

## 5.2 후반부의 구현

그림 5에서 \$A\_3\$층과 \$A\_4\$층 사이의 신경회로망은 퍼지들의 후반부의 구현을 나타낸다. 학습 동안 가중치 \$W\_{ci}\$는 다음 오차 함수를 최소화하기 위하여 조절한다.

$$E^* = \frac{1}{2} \sum (U^* - U)^2 \quad (14)$$

여기서 \$U^\*\$와 \$U\$는 퍼지-뉴로 제어기의 요구치와 실제치를 나타낸다.

일반적인 델타를 사용하여 가중치 \$W\_{ci}\$의 변화 \$\Delta W\_{ci}\$는 오차함수인 식(14)을 최소화할 수 있고 퍼지들의 후반부를 재 정의하여 다음 식을 결정한다.

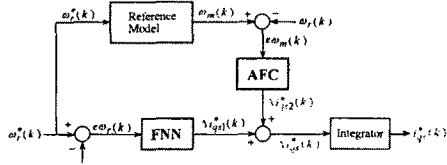
$$\Delta W_{ci} = -\eta \frac{\partial E^*}{\partial W_{ci}} = -\eta \delta_c O_i \quad (15)$$

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) + \Delta W_{ci} + \alpha [W_{ci}(t) - W_{ci}(t-1)] \quad (16)$$

여기서 \$\delta\_c\$는 퍼지-뉴로 제어기의 출력에서 오차신호이다.

## 6. 하이브리드 인공지능 제어기의 설계

그림 6은 퍼지-뉴로 제어기를 설계하고, 적용 퍼지제어기인 AFC(Adaptive Fuzzy Controller)[8]를 병렬로 연결하여 적용 퍼지-뉴로 제어기를 구성한다. 퍼지-뉴로 제어기에서 나타나는 오차를 보상하기 위하여 AFC를 사용하며 AFC는 기존 모델을 고려한 적응 메카니즘을 나타낸다.

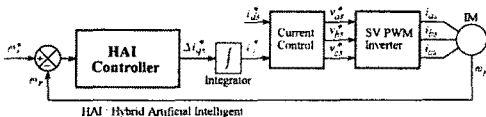


〈그림 6〉 재시각 하이브리드 인공지능 제어기의 알고리즘

FNN(Fuzzy-Neural Network)에 의한 출력은 \$\Delta v\_{q1}(k)\$이며 AFC에 의한 출력은 \$\Delta v\_{q2}(k)\$이다. 이 두 출력을 합하여 적분기를 통해 지령 \$q\$축 전류를 얻는다.

$$i_q^*(k) = i_q^*(k-1) + [\Delta v_{q1}(k) + \Delta v_{q2}(k)] \quad (17)$$

하이브리드 인공지능 제어기에 의해 제어되는 유도전동기의 드라이브 시스템은 그림 7과 같이 인버터는 공간벡터 PWM 방식을 사용한다.



〈그림 7〉 유도전동기의 드라이브 시스템의 구성도

## 7. 시스템의 성능결과

유도전동기의 다양한 운전조건에서 FNN 제어기와 본 논문에서 제시한 HAI 제어기의 실험 결과를 비교하였다.

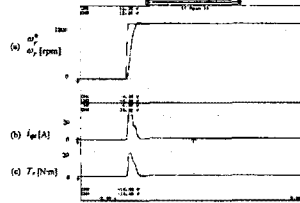
그림 8과 9는 무부하 상태에서 스텝 지령속도를 정격인 1720[rpm]으로 운전시켰을 경우의 FNN 제어기와 HAI 제어기의 응답특성 결과이다. 그림 (a)는 지령속도와 실제속도, 그림 (b)는 \$q\$축 전류를 나타내고 그림 (c)는 발생토크를 나타낸다.

그림 10과 11은 무부하 상태에서 1000[rpm]으로 운전 중, 부하토크를

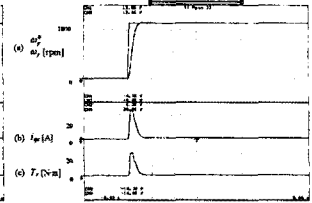
10[N·m]인가 한 경우의 FNN 제어기와 HAI 제어기의 응답특성을 나타낸다.

그림 12와 13은 스텝 지령속도를 -1200[rpm]과 1200[rpm]으로 정·역회전시켰을 경우의 FNN 제어기와 HAI 제어기의 응답특성을 나타낸다.

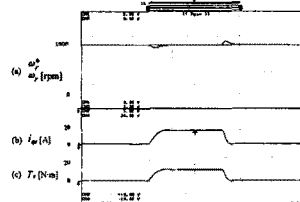
HAI 제어기의 속도는 FNN 제어에 비교하여 스텝 지령속도 변화와 부하인가시 속도 변화, 정·역회전 운전 등에 오버슈트가 감소하고 상승시간이 짧으며 정상상태에 빠르게 도달하였다. 그리고 정속도 운전에서 부하를 인가한 경우에 속도변화의 폭이 감소하고 빠르게 지령속도에 추종하였다.



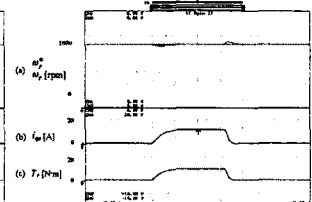
〈그림 8〉 스텝 지령속도에 대한 FNN 제어기의 응답특성



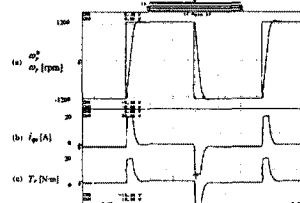
〈그림 9〉 스텝 지령속도에 대한 HAI 제어기의 응답특성



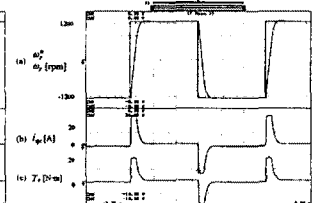
〈그림 10〉 부하토크 변화에 대한 FNN 제어기의 응답특성



〈그림 11〉 부하토크 변화에 대한 HAI 제어기의 응답특성



〈그림 12〉 정역 스텝 지령속도의 변화에 대한 FNN 제어기의 응답특성



〈그림 13〉 정역 스텝 지령속도의 변화에 대한 HAI 제어기의 응답특성

## 8. 결론

본 연구에서는 유도전동기 드라이브의 고성능 제어를 위하여 하이브리드 인공지능 제어기를 제시하였다. FNN 제어기는 퍼지들의 조건부와 결론부를 클러스터링 방법과 다중 신경회로망으로 구성하였다. 이 제어기는 퍼지제어기에서 나타나는 장점인 고성능 및 강인성 제어를 얻을 수 있으며 신경회로망에서 나타나는 장점인 고도의 적응제어의 능력을 얻을 수 있다. 더욱 성능 향상을 위하여 기존 모델에 기초한 적응 메카니즘의 기법을 적용하였다.

하이브리드 인공지능 제어기를 유도전동기의 드라이브 시스템에 적용하여 파라미터의 변동, 정상상태 및 과도상태 등의 응답특성을 분석하였다. 샘플링 시간, 속도, 부하토크 및 관성의 변화에도 하이브리드 인공지능 제어기는 FNN 제어기 보다 상승시간은 짧고 오버슈트는 작게 나타나며 고성능으로 적용 추정할 수 있었다. 그리고 전동기의 정·역회전인 4상한 운전에서도 하이브리드 인공지능 제어기의 성능은 우수하게 나타났다.

본 연구에서는 제시한 하이브리드 인공지능 제어기는 파라미터의 변동 및 과도상태에서 드라이브의 응답특성이 양호하게 나타났으며 속도의 추정도 만족할만한 결과를 얻을 수 있었다.

## [참고 문헌]

- [1] E. Cerruto, A. Consoil, A. Raciti and A. Testa, "Adaptive fuzzy control of high performance motion systems," in Proc. IEEE IECON Conf. Rec., San Diego, CA, Nov. 9-13, pp. 88-94, 1992.
- [2] H. Hong, et al., "A design of auto-tuning PID controller using fuzzy logic," in Proc. IEEE IECON Conf. Rec., San Diego, CA, Nov. 9-13, pp. 971-976, 1992.
- [3] E. Cerruto, A. Consoil, P. Kucer and A. Testa, "A fuzzy logic quasi sliding-mode controlled motor drive," in Proc. IEEE ISIE Conf. Rec., Budapest, Hungary, June 1-3, pp. 652-657, 1993.
- [4] D. H. Chung, et al., "MRAC fuzzy control for high performance control of induction motor," The Trans. of KIPE, vol. 7, no. 3, pp. 215-223, 2002.