

## 적응 FNN 제어를 이용한 유도전동기 드라이브의 속도제어

이홍균, 이정철, 이영실, 남수명, 정동화  
 순천대학교 공과대학 정보통신공학부

### Speed Control of Induction Motor Drive using Adaptive FNN Controller

Hong-Gyun Lee, Jung-Chul, Lee, Young-Sil Lee, Su-Myeong Nam, Dong-Hwa Chung  
 School of Information & Communication Engineering, Suncheon National Univ.

**Abstract** - This paper is proposed adaptive fuzzy-neural network(FNN) controller for speed control of induction motor drive. The design of this algorithm based on FNN controller that is implemented using fuzzy control and neural network. A model reference adaptive scheme is proposed in which the adaptation mechanism is executed by fuzzy logic based on the error and change of error measured between the motor speed and output of a reference model. The control performance of the adaptive FNN controller is evaluated by analysis for various operating conditions

제어와 같은 강인성 제어와 신경회로망과 같은 고도의 적응능력을 장점을 가지게 된다.  
 유도전동기 드라이브의 제어를 위한 직접 퍼지제어의 구조는 그림 1과 같다.

#### 1. 서 론

최근 퍼지제어, 신경회로망 및 유전자 알고리즘 등을 이용한 인공지능 제어는 전력전자 시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 중요한 기법으로 인식되고 있다. 이러한 기법들은 적응제어 기법과 상호 혼합하여 적응-인공지능 제어를 개발하고 있다. 그리고 이들 기법간의 상호 혼합한 방식은 적응성 및 강인성이 요구되는 유도전동기 드라이브에서 진가를 유감없이 발휘할 전망이다.[1]

드라이브의 양호한 성능을 얻기 위하여 적응제어가 연구되었으며 적응제어는 종래의 PI 제어기에 비해 매우 양호한 성능을 얻을 수 있었다.[2] 이러한 적응제어 기법은 수학적인 모델링에 기초를 두고 있으며 다량의 알고리즘 때문에 매우 복잡하다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 직접 퍼지제어기가 개발되었으나 다양한 부하 변동과 관성변화에 대하여 강인성의 응답특성을 기대하기가 어려워 만족할만한 성능을 얻을 수 없다.[3]

신경회로망을 드라이브의 파라미터 추정과 제어에는 매우 유력한 기법으로 평가를 받았다.[4] 신경회로망은 일반적인 벡터제어 방법과 비교하여 적응제어의 능력이 우수하였다. 그러나 퍼지제어에서 나타나는 특성인 고정능 및 강인성 제어에서는 취약한 문제점이 나타난다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 감안하여 유도전동기 드라이브의 고정능 제어를 위하여 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 구성한 적응 FNN 제어를 제시한다. 더욱 성능 향상을 위하여 기준모델에 기초한 적응 메커니즘의 기법을 적용한다.[5] 본 제어를 유도전동기의 드라이브 시스템에 적용하여 파라미터의 변동, 정상상태 및 과도상태 등의 응답특성을 분석하고 본 제어기의 타당성을 입증한다.

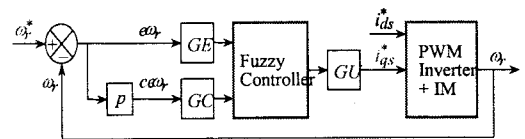


그림 1 직접 퍼지제어의 구조

일반적으로 퍼지제어의 동적인 동작은 전문지식에 기초한 언어 제어들의 집합에 의해 특성화된다. 언어 제어물을 다음과 같이 가정한다.

$$\text{If } E \text{ is } A_{n1} \text{ and } CE \text{ is } A_{n2} \text{ then } U \text{ is } B_i \quad (1)$$

여기서  $E, CE$  및  $U$ 는 각각 오차, 오차의 변화 및 제어변수를 나타낸다.  $A_{ni}$ 은 퍼지 멤버십 함수  $\mu_{A_i}(x_j)$ 에 의해 특성화된 퍼지변수를 나타내고  $B_i$ 는 실수로 된 상수이다.  $E, CE$  및  $U$ 의 퍼지집합은 {NL, NM, NS, ZE, PS, PM, PL}이다. 유도전동기 드라이브의 고정능 및 강인성 제어를 위하여 동적 특성에서 다양한 속도 추정능력, 부하 변화에 적용하여 조절할 수 있는 양호한 응답특성이 요구된다. 따라서 일반적인 퍼지제어기에서는 이러한 요구에 만족할 수 없기 때문에 본 연구에서는 퍼지제어기와 신경회로망을 상호 혼합하여 FNN 제어를 구성한다. 그림 2는 유도전동기 드라이브의 제어를 위하여 FNN 제어기의 구조를 나타낸다.

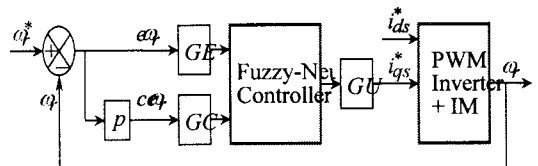


그림 2 FNN 제어기의 구조

#### 2. FNN 제어기의 설계

FNN 제어기는 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 구성하며 강력한 표현의 유연성과 수치 처리능력을 가지고 있다. 이 제어기는 퍼지룰의 전반부와 후반부를 클러스터링 방법과 다층 신경회로망으로 구성한다. 그리고 퍼지

그림 3은 FNN 제어기의 구성을 나타내며 여기서 두 개의 입력변수는 오차  $e$ 와 오차의 변화분  $ce$ 이고 출력 변수는 제어변수  $u$ 이다.

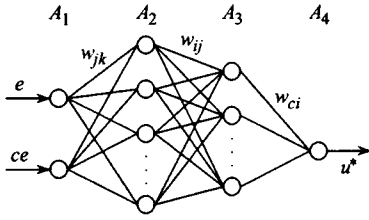


그림 3 FNN 제어기의 구성

### 3. FNN 제어기의 구현

#### 3.1 전반부 구현

그림 3에서 나타낸 4층부터 3층 사이의 신경회로망은 퍼지룰에 대한 전반부의 구현을 나타낸다. 전반부의 멤버십 함수를 효과적으로 설계하기 위하여 신경회로망의 구조를 간단하게 하고 수렴속도를 개선하기 위하여 클러스터링 방법을 적용한다.

퍼지 물베이스에서 입력공간은 49개의 부분 공간으로 나눈다. 물이 동일한 동작일 경우 같은 입력공간으로 클러스터링한다. 그런 다음 새로운 클러스터링과 일치하는 물은 전문가에 의해 재 설계되고 신경회로망으로 구현한다. 퍼지룰의 수는 클러스터링 방법에 의해 매우 감소시킬 수 있다. 또한 이러한 구현은 비선형 함수를 설계할 수 있으며 신경세포의 시그모이드 특성에 의해 퍼지의 입력공간을 분할한다. 3층에서 각 신경세포의 출력은 각 부분 공간에서 퍼지룰의 진리값이다. 퍼지 클러스터링과 학습을 실현하기 위하여 이전 49룰과 같은 효과를 얻는 FNN 제어기는 오차의 함수가 필요하다. FNN 제어기가 입력 데이터를 위한 요구분할의 성취도에 따라서 결정되는 오차함수는 다음과 같다.

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

$$T_i = \begin{cases} 1, & (x_1, x_2) \in R \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서  $r$ 는 클러스터의 수를 나타내며  $T_i$ 는 어떤 입력 데이터가 요구되는 클러스터에 포함되는지 여부를 결정하는 함수이다. 그리고  $O_i$ 는 3층에서 신경세포의 출력이다.

오차함수를 정의한 후, 오차를 최소화하기 위하여 다음 단계는 오차 역전파 알고리즘에 의해 4층과 3층 사이에 가중치  $W_{jk}$ 와  $W_{ij}$ 를 조절한다. 가중치 조절을 통하여 신경회로망은 클러스터 된 퍼지룰의 전반부를 완전하게 구현할 수 있다.

$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = -\eta \delta_j X_k \quad (4)$$

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\eta \delta_i O_j \quad (5)$$

여기서

$$\delta_i = (T_i - O_i) f'(U_i) \quad (6)$$

$$\delta_j = f'(U_j) \sum \delta_i W_{ij} \quad (7)$$

$O_j$ 는 2층에서 신경세포의 출력이며  $\eta$ 는 학습률,  $f'(\cdot)$ 는 시그모이드 함수의 미분이며  $U_i$ 와  $U_j$ 는 각각 2층과 3층에서 각 신경세포에 대한 전체 입력을 나타낸다.

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

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk} + \alpha [W_{jk}(t) - W_{jk}(t-1)] \quad (8)$$

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij} + \alpha [W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)] \quad (9)$$

#### 3.2 후반부의 구현

그림 3에서 3층과 4층 사이의 신경회로망은 퍼지룰의 후반부의 구현을 나타낸다. 학습 동안 가중치  $W_{ci}$ 는 다음 오차 함수를 최소화하기 위하여 조절한다.

$$E^* = \frac{1}{2} \sum (U^* - U)^2 \quad (10)$$

여기서  $U^*$ 와  $U$ 는 FNN 제어기의 요구치와 실제치를 나타낸다.

일반적인 델타룰을 사용하여 가중치  $W_{ci}$ 의 변화  $\Delta W_{ci}$ 는 오차함수인 식(10)를 최소화할 수 있고 퍼지룰의 후반부를 재 정의하여 다음 식을 결정한다.

$$\Delta W_{ci} = -\eta \frac{\partial E^*}{\partial W_{ci}} = -\eta \delta_c O_i \quad (11)$$

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

여기서  $\delta_c$ 는 FNN 제어기의 출력에서 오차신호이다.

### 4. 적응 FNN 제어기의 설계

유도전동기 드라이브는 과도 특성에서 다양한 속도 추정능력, 부하 및 관성 등 파라미터의 변동에도 고성능 및 강인성이 요구된다. 적응 FNN 제어기는 FNN 제어기에 기준 모델을 설계하여 퍼지추론으로 구현할 수 있는 적응 메카니즘으로 구성한다.

그림 4은 FNN 제어기를 설계하고, 적응 퍼지제어기인 AFC(Adaptive Fuzzy Controller)를 병렬로 연결한다. FNN에서 나타나는 오차를 보상하기 위하여 AFC를 사용하며 AFC는 기준 모델을 고려한 적응 메카니즘을 나타낸다.

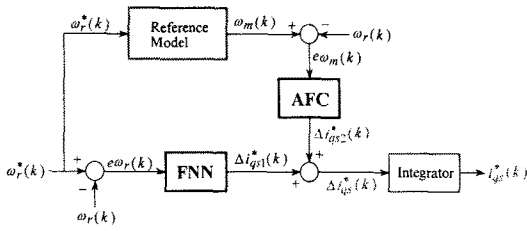


그림 4 제시한 적응 FNN 제어기의 알고리즘

FNN 알고리즘에 의한 출력은  $\Delta i_{qs1}^*(k)$ 이며 AFC에 의한 출력은  $\Delta i_{qs2}^*(k)$ 이다. 이 두 출력을 합하여 적분기를 통해 지령  $q$ 축 전류를 얻는다.

AFC는 기준모델을 사용하여 그림 4에서 전동기의 출력  $\omega_r(k)$ 는 기준모델의 출력  $\omega_m(k)$ 와 비교하여 오차  $e\omega_m(k)$ 는 AFC에 의해 수행된다. 기준모델은 안정화 시간 및 오버슈트와 같은 설계기준을 만족하는 요구성능을 충족시키기 위하여 사용하며 1차 시스템을 사용한다. 그림 5는 기준모델에 의한 AFC를 나타낸다. AFC의 루프는 FNN 루프와 병렬로 연결한다.

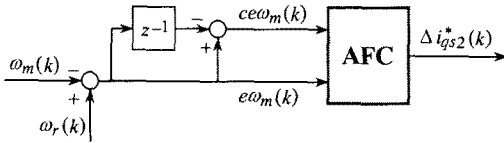


그림 5 기준모델에 의한 AFC

AFC에 의한 출력은  $\Delta i_{qs2}^*(k)$ 를 발생시킨다.  $\Delta i_{qs1}^*(k)$ 과  $\Delta i_{qs2}^*(k)$ 를 합하여  $\Delta i_{qs}^*(k)$ 를 구하여 이를 적분기를 통해  $i_{qs}^*(k)$ 를 발생시켜 플랜트에 인가한다.

AFC의 입력은 기준모델의 출력과 실제속도의 오차 ( $e\omega_m(k)$ )와 오차의 변화분 ( $ce\omega_m(k)$ )을 사용한다. 오차와 오차의 변화분은 다음과 같다.

$$e\omega_m(k) = \omega_m(k) - \omega_r(k) \quad (13)$$

$$ce\omega_m(k) = e\omega_m(k) - e\omega_m(k-1) \quad (14)$$

위의 두 입력은 적응 퍼지의 룰 베이스에 의해 지령  $q$ 축 전류에 보상되는  $\Delta i_{qs2}^*(k)$ 가 발생된다. 여기서  $\omega_m^*(k)$ 는 기준모델에 의한 지령속도이며  $\omega_r(k)$ 는 실제 회전자 속도이다.

FNN의 출력에서  $\Delta i_{qs1}^*(k)$ 을 얻어 AFC에서  $\Delta i_{qs2}^*(k)$ 와 합하면 퍼지제어기의 지령  $q$ 축 전류를 얻을 수 있다.

$$i_{qs}^*(k) = i_{qs}^*(k-1) + [\Delta i_{qs1}^*(k) + \Delta i_{qs2}^*(k)] \quad (15)$$

적용 FNN 제어기에 의해 제어되는 유도전동기의 드라이브 시스템은 그림 6과 같고 인버터는 공간벡터 PWM 방식을 사용한다.

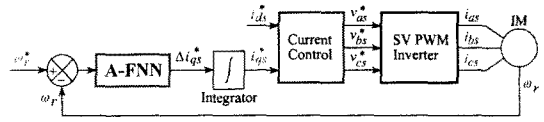


그림 6 유도전동기의 드라이브 시스템의 구성도

## 5. 시스템의 성능결과

본 연구에서 사용한 유도전동기의 파라미터는 표 2와 같다.

표 1 유도전동기의 파라미터

극수	4
고정자 저항 $R_s$	0.59[Ω]
회전자 저항 $R_r$	0.18[Ω]
정격 주파수	60[Hz]
고정자 인덕턴스 $L_s$	64.72[mH]
회전자 인덕턴스 $L_r$	64.72[mH]
상호 인덕턴스 $L_m$	61.9[mH]
정격 속도	1800[rpm]

그림 7는 PI, FNN 및 적응 FNN(A-FNN) 제어기의 속도와  $q$ 축 전류를 비교한 결과이다. 샘플링 주기를  $T_s = 2[\text{msec}]$ 로 하고 속도의 2승에 비례하는 팬 부하를 인가한 상태에서 0.25[sec]에서 스텝 지령속도를 800[rpm]으로 운전하다가 0.7[sec]에서 부하토크를 4 [N·m]인가하였을 경우의 응답특성이다.

그림 7(a)에서 적응 FNN 제어기에서 속도는 종래의 PI 및 FNN 제어기의 속도에 비해 고속으로 추종하며 오버슈트가 매우 작게 나타나며 부하변화에 대한 속도의 변화도 매우 양호하게 나타난다. 그림 7(b)에서는 적응 FNN 제어기의  $q$ 축 전류는 빠르게 추종하고 있다.

그림 8은 그림 7과 같은 조건에서 샘플링 주기를  $T_s = 0.5[\text{msec}]$ 로 변화시켰을 때 PI, FNN 및 적응 FNN 제어기의 속도와  $q$ 축 전류를 비교한 결과이다. 샘플링 주기를 길게 하였을 경우 오버슈트가 커지고 정상상태에 늦게 도달한다. 샘플링 주기를 크게 할 경우 적응 FNN 제어기의 응답특성이 더욱 양호하게 나타나는 결과를 확인할 수 있다.

그림 9는 1000[rpm]으로 운전 중, 0.6[sec]에서 0.8[sec]까지 지령속도를 1800[rpm]으로 변화시켰을 때 FNN 및 적응 FNN 제어기의 응답특성을 비교하여 나타낸다. 속도 변화에도 적응 FNN 제어기의 응답 특성이 양호하게 나타난다.

그림 10은 관성을 5배 증가시켰을 때 그림 9와 같은 조건에서 운전하였을 경우의 응답특성을 나타낸다. 관성을 증가시켰을 경우 지령속도에 대한 속도의 변화가 크게 나타나고 정상상태에 늦게 도달한다. 그러나 적응 FNN 제어기는 FNN 제어기에 비해 양호한 응답특성을 나타낸다.

그림 11은 1800[rpm]으로 운전중 0.5[sec]에서 0.7[sec]까지 부하토크를 5[N·m] 인가하였을 때의 응답특성을 비교한다. 부하토크를 인가하였을 경우에도 적응 FNN 제어기의 출력이 속도 변화가 적고 정상상태에 빠르게 도달하고 있다. 따라서 본 논문에서 제시한 적응 FNN 제어기가 속도의 변화, 부하변화 및 관성변화 등의 광범위한 운전조건에서 FNN 제어기보다 응답 특성이 매우 향상된다.

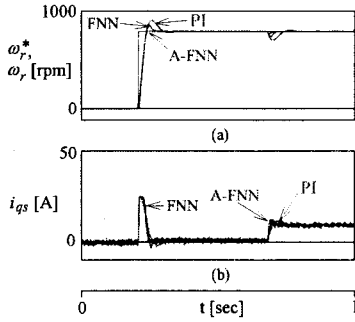


그림 7 PI, FNN 및 적응 FNN 제어기의 응답특성의 비교 ( $T_s = 2[msec]$ )

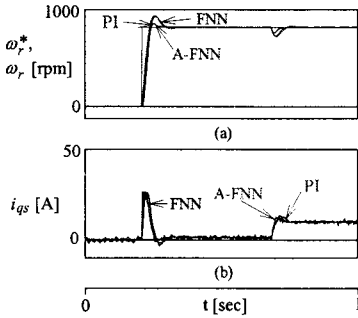


그림 8 PI, FNN 및 적응 FNN 제어기의 응답특성의 비교 ( $T_s = 0.5[msec]$ )

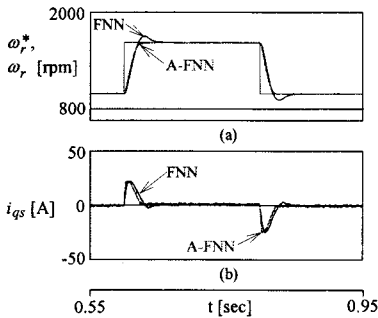


그림 9 스텝 지령속도의 변화에 대한 응답비교 ( $J = J_n$ )

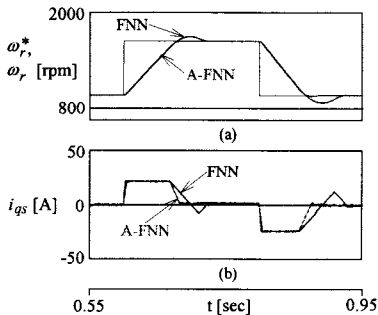


그림 10 스텝 지령속도의 변화에 대한 응답비교 ( $J = 5J_n$ )

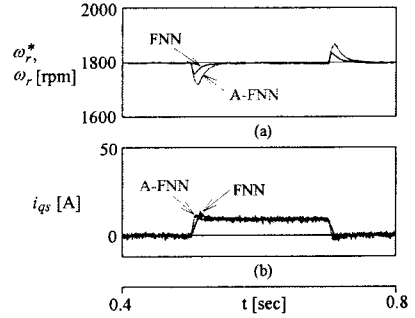


그림 11 부하토크의 변화에 대한 응답비교

## 6. 결 론

본 연구에서는 유도전동기 드라이브의 고성능 제어를 위하여 적응 FNN 제어기를 제시하였다. FNN 제어기는 퍼지룰의 조건부와 결론부를 클러스터링 방법과 다층 신경회로망으로 구성하였다. 이 제어기는 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 적용해 보았다.

적용 FNN 제어기를 유도전동기의 드라이브 시스템에 적용하여 파라미터의 변동, 정상상태 및 과도상태 등의 응답특성을 분석하였다. 샘플링 시간, 속도, 부하토크 및 관성의 변화에도 적응 FNN 제어기는 FNN 제어기보다 상승시간은 빠르고 오버슈트는 작게 나타나며 고성능으로 적응 추정할 수 있었다.

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

## [참 고 문 헌]

- [1] 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.
- [2] K. J. Astrom and B. Wittenmark, "Adaptive control," Addison-Wesley, 1989.
- [3] D. H. Chung, "Fuzzy control for high performance vector control of PMSM drive system," *KIEE*, vol. 47, no. 12, pp. 2171-2180, 1998.
- [4] 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.
- [5] D. H. Chung, et al., "MRAC fuzzy control for high performance control of induction motor," *The Trans. of KIEP*, vol. 7, no. 3, pp. 215-223, 2002.