

## ANN과 FMRLC를 이용한 유도전동기의 센서리스 속도제어

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

### Sensorless Speed Control of Induction Motor using ANN and FMRLC

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

#### ABSTRACT

Artificial intelligence control that use Fuzzy, Neural network, genetic algorithm etc. in the speed control of induction motor recently is studied much. Also, sensors such as Encoder and Resolver are used to receive the speed of induction motor and information of position. However, this control method or sensor use receives much effects in surroundings environment change and react sensitively to parameter change of electric motor and control Performance drops. Presume the speed and position of induction motor by ANN in this treatise, and because using FMRLC that is consisted of two Fuzzy Logic, can correct Fuzzy Rule Base through learning and save good response special quality in change of condition such as change of parameter.

#### 1. 서 론

최근, 간접 벡터제어는 유도전동기의 고성능을 위한 드라이브 시스템에 광범위하게 적용되고 있다. 일반적으로 고성능으로 제어되는 전동기 드라이브는 양호한 동적 속도추정, 우수한 부하 응답, 드라이브와 부하 파라미터의 변동에 대한 강인성을 필요로 한다. 유도전동기의 드라이브 시스템에서 적응제어 기법을 이용한 센서리스 제어가 연구되었다.<sup>[1]</sup> 적응제어 기법에서 문제가 되었던 복잡한 알고리즘에 의하여 수행속도가 느리고 고조파 리플 등의 문제점을 해결하기 위하여 최근에는 인공 신경회로망의 진가가 인정되어 많은 관심을 가지게 되었다.<sup>[2]-[5]</sup> 신경회로망은 학습과정에 기초하며

지능 분산망에 의한 고속 병렬계산과 고장 허용 특성 등의 장점을 가지고 있다. 하지만 일반적으로 역전과 알고리즘을 사용하여 학습동안 신경회로망의 가중치를 조절하지만 학습시간이 많이 소요되어 수렴속도가 매우 느리다.

본 논문에서는 두 가지 목적을 해결한다. 먼저, 직접 퍼지제어의 문제점을 해결하기 위하여 FMRLC(Fuzzy Model Reference Learning Control)을 설계하여 고성능 및 강인성 속도제어를 실현한다. 다음은 ANN(Artificial Neural Network)을 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 추정기법을 제시한다. 간단한 구조를 가진 신경회로망에 BPA(Back Propagation Algorithm)를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 추정한다. 속도 제어 및 추정 성능의 타당성을 입증하기 위하여 유도전동기 시스템을 구성하여 제어특성을 분석한다. 본 연구에서 제시한 FMRLC 및 ANN의 성능을 분석하고 그 결과를 제시한다.

#### 2. FMRLC 제어기의 설계

그림 1은 유도전동기의 벡터제어 시스템을 위하여 본 논문에서 제시한 FMRLC와 ANN의 구조를 나타낸다.

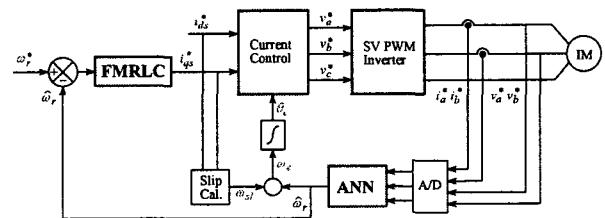


그림 1 FMRLC-ANN에 의한 유도전동기의 벡터제어 시스템

그림 2는 FMRLC의 원리를 설명하는 블록도를 나타낸다.

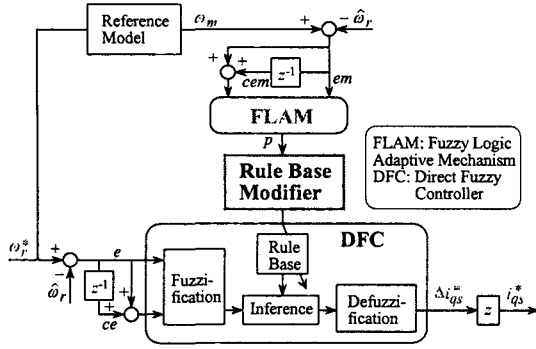


그림 2 FMRLC 제어기

### 2.1 DFC에 의한 속도제어기

DFC의 입력은 속도오차  $e(kT)$ 와 속도오차의 변화분  $ce(kT)$ 는 다음 식으로 정의한다.

$$e(kT) = \omega_r^*(kT) - \hat{\omega}_r(kT) \quad (1)$$

$$ce(kT) = e(kT) - e(kT - T) \quad (2)$$

DFC의 출력은  $\Delta i_{qs}^*$ 이며 제어신호는 이를 적분하여  $i_{qs}^*$ 를 얻는다. 각 룰 베이스는 7개의 퍼지집합으로 나눈다.

표 1 퍼지룰 표

$\begin{matrix} e\omega_r \\ ce\omega_r \end{matrix}$	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
NL	NL	NL	NL	NL	NM	NS	ZE
NM	NL	NL	NL	NM	NS	ZE	PS
NS	NL	NL	NM	NS	ZE	PS	PM
ZE	NL	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

표 1은 퍼지의 룰 베이스를 나타낸다.

여기서 NL(Negative Large), NM(Negative Medium), NS(Negative Small), ZE(Zero), PS(Positive Small), PM(Positive Medium) 및 PL(Positive Large)이다.

### 2.2 FMRLC 제어기

FLAM의 설계는 시스템 응답의 각 동적 측면이 룰 그룹에 의해 주로 영향을 받는다는 사실에 기초하여 설정한다. 바로 평가되는 설정 룰에서 후반부의 변화는 시스템의 상승시간, 오버슈트, 정상상태 및 과도상태의 오차 등에 영향을 준다. 따라서 DFC에 학습 메카니즘을 적용하여 룰 베이스의 규칙을 수정한다. 학습 메카니즘은 퍼지 역모델 및 지식베이스 수정자를 포함한다. 드라이브 시스템의 속도성능은 기준모델의 속도와 추정속도의 오차에 의해 좌우된다.

$$em(kT) = \omega_m(kT) - \hat{\omega}_r(kT) \quad (3)$$

$$cem(kT) = em(kT) - em(kT - T) \quad (4)$$

여기서 오차  $em(kT)$ 는 각 시간순시에서 얻어지는 필요한 속도성능의 측정 정도이다. 성능이 만족할 경우인  $em(kT) = 0$ 에서 학습 메카니즘은 DFC에서 수정할 필요가 없다. 그렇지 않으면 학습 메카니즘은 요구되는 속도성능을 얻기 위하여 DFC의 룰 베이스를 동조시켜 수정을 해야 한다.

퍼지 역모델은 오차  $em(kT)$ 를 사상하여 프로세서의 입력  $p(kT)$ 를 변화시키며  $em(kT)$ 를 영이 되도록 강제화 시킨다. 역모델의 입력은 식(3)과 식(4)와 같이 오차와 오차 변화분으로 정의한다. 퍼지의 수행과정은 DFC에서 사용한 방법과 유사하게 사용한다. 프로세서에서 변화  $p(kT)$ 는 입력오차  $em(kT)$ 에 기초하여 퍼지 역모델에 의해서 발생한다.

지식베이스의 수정자는  $p(kT)$ 에 따라서 DFC의 지식 베이스를 변화시킨다. 이 변화는 DFC에서 출력의 멤버십 함수의 중앙을 수정하여 구현한다.

$$C_i(kT) = C_i(kT - T) + p(kT) \quad (5)$$

여기서 첨자  $i$ 는 역모델에 의해 동작하는  $i$ 번째 멤버십 함수를 나타낸다. 여기서 각 부분 변화는 각 시간에 이루어진다. 이 방법에서 DFC는 요구되는  $i_{qs}^*(kT)$ 를 발생하기 위하여 강제화 시킨다. 이는 기준모델과 같이 동작시키기 위하여 전동기를 강제화 시킨다.

표 2 0.15초에서 룰 베이스 표

$\begin{matrix} e\omega_r \\ ce\omega_r \end{matrix}$	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
NL	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
NM	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
NS	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
PS	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
PM	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
PL	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE

표 3 1.0초에서 룰 베이스 표

$\begin{matrix} e\omega_r \\ ce\omega_r \end{matrix}$	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
NL	ZE	ZE	NS	ZE	NS	ZE	ZE
NM	ZE	ZE	NM	NM	NM	ZE	PM
NS	ZE	ZE	NS	NS	NS	ZE	PM
ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
PS	ZE	ZE	ZE	PS	PL	ZE	PM
PM	ZE	ZE	PS	PM	PM	ZE	PM
PL	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	PS

표 4 2.5초에서 룰 베이스 표

$\begin{matrix} e\omega_r \\ ce\omega_r \end{matrix}$	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
NL	NS	ZE	NS	NS	NS	ZE	PS
NM	NM	ZE	NL	NL	NM	ZE	PM
NS	NM	ZE	NL	NS	NS	ZE	PM
ZE	ZE	ZE	NS	ZE	ZE	ZE	ZE
PS	NM	ZE	ZE	PS	PL	ZE	PM
PM	NM	ZE	PS	PL	PL	ZE	PS
PL	ZE	ZE	PM	ZE	PM	ZE	PS

이러한 개념을 사용하여 FLAM의 룰 베이스의 표는 표 1에서 나타낸 구조로 설계되며 멤버쉽 함수는 DFC에서 사용한 함수와 같다.

학습과정은 룰 베이스의 설계에 의하여 설명할 수 있다. 정격 관성과 무부하에서 시뮬레이션에 의해 0.15, 1.0, 2.5초에서 룰 베이스의 표를 예로서 나타내면 표 2-4와 같다.

### 3. ANN에 의한 속도 추정

ANN(Artificial Neural Network)은 인간 두뇌의 간단한 모델에 의해 사고하는 구조로 된 컴퓨팅 시스템이다. 그림 3은 ANN을 이용한 시스템의 추정을 나타낸다.

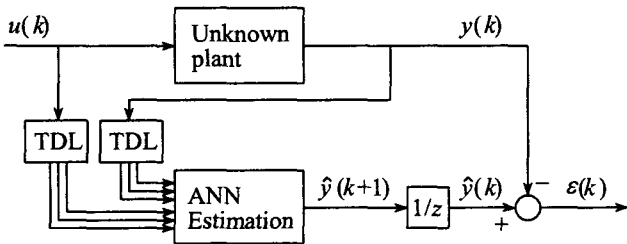


그림 3 ANN을 이용한 시스템 추정

ANN은 비선형 동적 시스템의 파라미터를 추정 및 제어를 하는데 사용된다. ANN을 이용한 시스템의 추정에서 구한 최종 추정속도는 다음 식과 같다.

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

여기서  $T$ 는 샘플링 주기를 나타내며  $\eta$ 는 학습 계수이며 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.

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

### 4. 시스템의 성능결과

그림 4는 본 논문에서 제시한 FMRLC 제어기에 스텝 속도지령을 1000[rpm]으로 반복 운전할 경우 응답특성을 나타낸다. 초기에 1.5[sec] 동안 학습을 수행하고 난 후에는 FMRLC는 종래의 PI 및 DFC 보다 오버슈트, 안정화 시간, 정상 및 과도상태 오차 및 속도추정 등 응답특성이 양호한 성능으로 나타낸다.

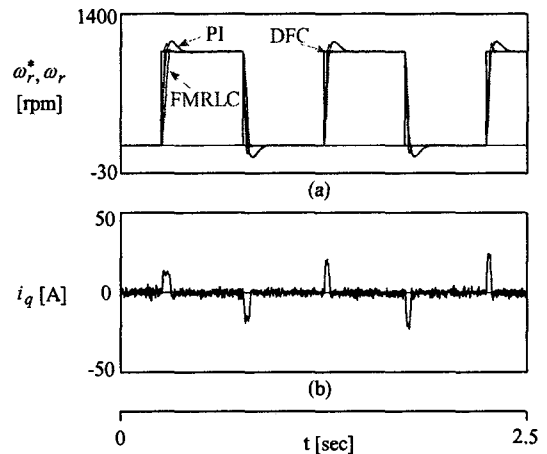


그림 4 스텝 지령속도에 의한 응답특성(FMRLC)

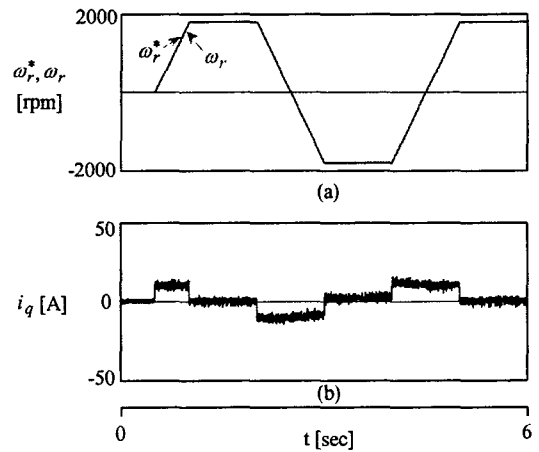


그림 5 4상한 운전에 의한 응답특성(FMRLC)

그림 5는 4상한 운전을 할 경우 응답특성이며 매우 양호한 속도추정의 성능이 나타낸다. 그림 6과 그림 7은 부하토크 변동에 따른 응답특성을 나타낸다. 그림 6은 정격속도 1800[rpm]으로 운전 중 0.6~0.8[sec] 동안 부하 10[N·m]를 인가할 경우 DFC의 응답특성을 나타낸다. 그림 7은 그림 6과 동일한 조건에서

FMRLC 제어기의 응답특성을 나타낸다. 부하토크의 변동에도 FMRLC가 DFC 보다 속도변화가 매우 적게 나타난다.

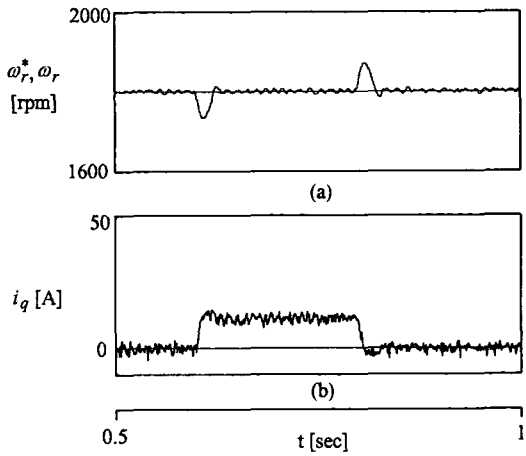


그림 6 부하토크의 변동에 의한 응답특성(DFC)

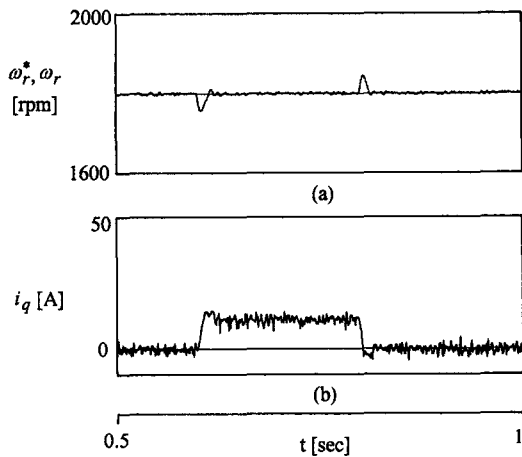


그림 7 부하토크의 변동에 의한 응답특성(FMRLC)

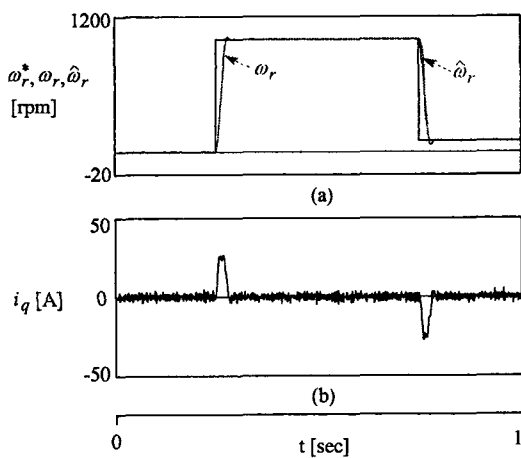


그림 8 지령속도 변화에 의한 응답특성

그림 8은 FMRLC 제어기에 의하여 0.25[sec]에

1800[rpm]으로 운전하다가 0.75[sec]에 100[rpm]으로 운전하였을 경우 응답특성을 나타낸다. ANN에 의한 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하고 있다.

따라서 본 논문에서 제시한 FMRLC에 의한 성능이 종래의 제어기와 비교하여 우수하며 ANN에 의한 추정 성능도 양호하게 나타나므로 본 논문의 타당성을 입증할 수 있다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 ANN과 FMRLC를 이용한 유도전동기의 센서리스 속도제어를 제시하였다. DFC와 FLAM의 퍼지논리로 구성된 FMRLC는 학습을 통하여 DFC의 룰 베이스의 룰을 수정하였다. 그 결과 FMRLC는 시스템 파라미터의 다양한 변동에도 빠른 학습을 통하여 양호한 추정성능이 나타났다.

ANN은 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA를 적용하였으며 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정을 하였다.

본 논문에서 제시한 ANN과 FMRLC 제어기는 속도의 추정과 제어의 성능은 만족할만한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 본 연구에서 제시한 ANN과 FMRLC의 타당성을 입증할 수 있었다.

## 참 고 문 헌

- [1] P. L. Jansen, et al., "Observer-based direct field orientation analysis and comparison of alternative method," *IEEE Trans. on IA*, vol. 30, no. 4, pp. 945-953, 1994.
- [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] I. J. Leontaritis and S. A. Billings, "Input-output parametric models for nonlinear systems," *Int. J. Contr.*, vol. 41, pp. 303-344, 1985.