

AFLC에 의한 유도전동기 드라이브의 ANN 센서리스 제어

(ANN Sensorless Control of Induction Motor Drive with AFLC)

남수명 · 정동화*

(Su-Myeong Nam · Dong-Hwa Chung)

요 약

본 논문에서는 유도전동기의 벡터제어를 위한 ANN 센서리스 제어와 속도제어를 위한 AFLC 를 제안하였다. AFLC 설계는 적응 메카니즘을 통해 퍼지 룰 베이스의 수정자를 갱신하여 실행할 수 있고 유도 전동기의 속도 추정을 위한 ANN 센서리스 제어는 BPA를 통해 수행하였다.

유도전동기의 지령속도와 실제속도는 BPA를 통해 그 오차를 줄일 수 있고, 이러한 알고리즘은 다른 전동기 드라이브에 적용이 용이하다. 본 논문에서 제시한 AFLC 및 ANN 제어의 응답특성을 분석하고 그 결과를 제시한다.

Abstract

This paper is proposed for a artificial neural network(ANN) sensorless control based on the vector controlled induction motor drive, or proposes a adaptive fuzzy learning control(AFLC). The fuzzy logic principle is first utilized for the control rotor speed. AFLC scheme is then proposed in which the adaptation mechanism is executed using fuzzy logic. Also, this paper is proposed for a method of the estimation of speed of induction motor using ANN Controller. 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 analysis results to verify the effectiveness of the new method.

Key Words : Induction Motor Drive, AFLC, ANN, BPA, Speed Estimation

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

* 주저자 : 순천대학교 정보통신공학부 교수
Tel : 061-750-3543, Fax : 061-750-3508
E-mail : hwa777@sunchon.ac.kr
접수일자 : 2005년 9월 23일
1차심사 : 2005년 9월 28일
심사완료 : 2005년 10월 17일

한다. 이러한 조건을 충족시키기 위하여 동작조건 및 드라이브 파라미터의 적응성을 사용할 수 있다.

상태변수 제어[1], 최적제어[2], 및 적응제어[3] 등의 현대제어 기법이 종래의 PI 제어기 보다 매우 양호한 성능을 발휘할 수 있는 장점이 인식되어 많이 개발되었다. 적응제어는 부하토크 또는 부하관성과 같은 동작조건이 빠른 변화에도 양호한 속도응답을 얻을 수 있으므로 다른 방법 보다 많이 사용 되었다. STC(Self Tuning Control), MRAC(Model Reference Adaptive Control), SMC(Sliding Mode Control) 및 EKF(Extended Kalman Filter) 등의 다양한 적응제어 기법이 제시되었다[3]. 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[4]. 이제 제어 알고리즘은 시스템의 복잡성에 기인한 학습능력이 부족하여 양호한 성능을 발휘할 수 없다.

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. 센서리스 제어도 적응제어 기법인 관측기[5], MRAC[6] 및 EKF[7] 등이 주류를 이루고 있다.

적응제어 기법에서 문제가 되었던 복잡한 알고리즘에 의하여 수행속도가 느리고 고조파 리플 등의 문제점을 해결하기 위하여 최근에는 인공 신경회로망의 진가가 인정되어 많은 관심을 가지게 되었다[8-11]. 신경회로망은 학습과정에 기초하며 지능 분산망에 의한 고속 병렬계산과 고장 허용 특성 등의 장점을 가지

고 있다. 다양한 신경 또는 처리소자는 병렬 신경컴퓨팅 망을 형성하여 연결되며 대부분 피드포워드 다층 형태를 사용하여 학습과정 동안 정보는 피드백하지 않는다. 일반적으로 역전파 알고리즘을 사용하여 학습 동안 신경회로망의 가중치를 조절하지만 학습시간이 많이 소요되어 수렴속도가 매우 느리다.

본 논문에서는 두 가지 목적을 해결한다. 먼저 직접 퍼지제어기의 문제점을 해결하기 위하여 AFLC(Adaptive Fuzzy Learning Control)를 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 AFLC 및 ANN의 성능을 분석하고 그 결과를 제시한다.

2. AFLC 제어기의 설계

그림 1은 유도전동기의 벡터제어 시스템을 위하여 본 논문에서 제시한 AFLC와 ANN의 구조를 나타낸다. 지령속도 ω^* 와 추정속도 $\hat{\omega}_r$ 를 비교하여 오차를 구하고 이를 AFLC에 의해 지령 9축 전류 i_{qs}^* 를 제어한다. 지령전류 i_{qs}^* 와 i_{qs}^* 는 전류제어에 의해 지령 전압을 구한 다음, SV(Space Vector) PWM 인버터로 유도전동기를 제어한다.

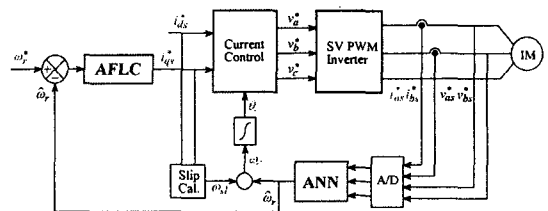


그림 1. AFLC와 ANN에 의한 유도전동기의 벡터제어 시스템
 Fig. 1. Vector control system of induction motor with AFLC and ANN

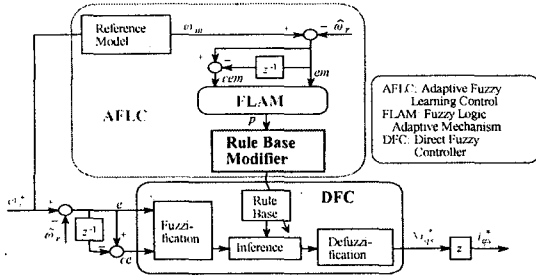


그림 2. AFLC 제어기
Fig. 2. AFLC controller

슬립 각속도 ω_s 를 구하고 이를 ANN에서 추정된 추정속도 $\hat{\omega}_r$ 와 합하여 동기속도 ω_g 를 구한 다음, 이를 적분하여 동기각을 구하여 전류제어에 이용한다. 그림 2는 AFLC의 원리를 설명하는 블록도를 나타낸다.

2.1 DFC에 의한 속도제어기

DFC(Direct Fuzzy Control)의 입력은 속도오차 $e(kT)$ 와 속도오차의 변화분 $ce(kT)$ 는 다음 식으로 정의한다.

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

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

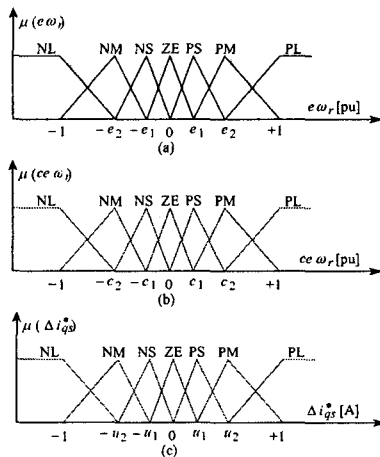


그림 3. 퍼지변수의 멤버십 함수
Fig. 3. Membership function of the fuzzy variable

DFC의 출력은 Δi_{q^*} 이며 제어신호는 이를 적분하여 i_{q^*} 를 얻는다. 각 룰 베이스는 7개의 퍼지집합으로 나눈다. 그림 3은 멤버쉽 함수를 나타내며 그림 3 (a)는 속도오차, 그림 3 (b)는 속도오차의 변화분이며 그림 3 (c)는 제어변수를 나타낸다. 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.

표 1. 퍼지 룰 표
Table 1. Fuzzy rule table

$e \omega_r$ $ce \omega_r$	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

2.2 AFLC 제어기

FLAM의 설계는 시스템 응답의 각 동적 측면이 룰 그룹에 의해 주로 영향을 받는다는 사실에 기초하여 설정한다. 바로 평가되는 설정 물에서 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 속도 성능은 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 속도 성능의 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 지식베이스를 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 시간에서 이루어진다. 이 방법에서 DFC는 요구되는 $i_q^*(kT)$ 를 발생하기 위하여 강제화 시킨다. 이는 기준 모델과 같이 동작시키기 위하여 전동기를 강제화 시킨다.

표 2. 0.15초에서 룰 베이스
Table 2. Rule base table at 0.15(sec)

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

이러한 개념을 사용하여 FLAM의 룰 베이스는 표 1에서 나타난 구조로 설계되며 멤버십 함수는 DFC에서 사용한 함수와 같다. 학습과정은 룰 베이스의 설계에 의하여 설명할 수 있다. 정격 관성과 무부하

상태에서 지령속도를 반복적으로 변화시킨 경우의 시뮬레이션에 의해 0.15, 1.0, 2.5초에서 룰 베이스의 표를 예로서 나타내면 표 2에서 표 4와 같다.

표 3. 1.0초에서 룰 베이스
Table 3. Rule base table at 1.0(sec)

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

표 4. 2.5초에서 룰 베이스
Table 4. Rule base table at 2.5(sec)

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

3. ANN에 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 입·출력에서 시스템을 표현할 수 있는 NARMAX(Nonlinear AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs) 모델에 의해서 나타낼 수 있다[12]. 일반적으로 NARMAX 모델은 다음과 같은 형태로 나타낼 수 있다.

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

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 4는 ANN을 이용한 시스템의 추정을 나타낸다. ANN은 시스템의 NARMAX 모델을 추정하는데 사용하며 이를 위해 식 (6)에서 필요한 입력과 예측 출력벡터 $\hat{y}(k+1)$ 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.

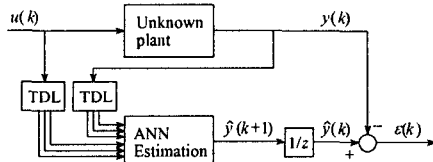


그림 4. ANN을 이용한 시스템 추정
Fig. 4. System estimation using ANN

ANN을 이용한 시스템의 추정에서 구한 최종 추정속도는 다음 식과 같다[13].

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

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 같다.

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

4. 시스템의 성능결과

그림 5는 지령속도를 정격속도인 1800[rpm]에서 -1800[rpm]으로 반복적으로 변화시켰을 경우의 DFC의 응답특성을 나타낸다. 그림 5 (a)는 지령속도와 실제속도를 나타내며 그림 5 (b)는 지령속도와 ANN에 의한 추정속도를 나타낸다. 그림 5 (c)는 i_q 축 전류이고 그림 5 (d)는 발생토크를 나타낸다. DFC는 오버슈트가 크게 나타나고 안정화 시간이 길어진다. 그러나 ANN에 의한 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정되고 있다.

그림 6은 그림 5와 같은 조건에서 AFLC 제어기의 응답특성을 나타낸다. DFC에 비해 AFLC는 지령속도가 반복될수록 오버슈트가 감소하고 있으며 정상상태에 빠르게 도달하여 응답특성이 개선되고 있다.

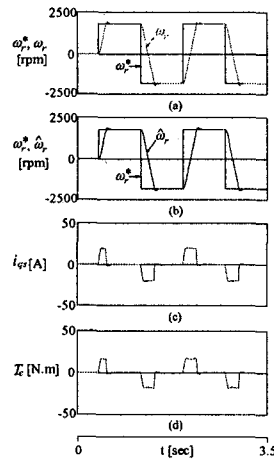


그림 5. 스텝 지령속도의 변화에 대한 DFC의 응답 특성
Fig. 5. Response characteristics of DFC with change of step command speed

그림 7은 지령속도를 1500[rpm]으로 운전 중 0.3[sec]간격으로 부하토크 5[N·m]를 반복적으로 인가하였을 경우의 DFC의 응답특성이다. 부하토크를 인가하였을 경우 DFC는 속도변화가 크게 나타나며 반복해서 부하토크를 인가하여도 속도변화의 폭이 일정하게 나타나고 있다. 부하토크를 인가하였을 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호한 특성을 나타낸다.

그림 8은 그림 7과 같은 조건으로 운전하였을 경

우의 AFLC 제어기의 응답특성이다. AFLC 제어기는 DFC에 비해 부하토크가 반복해서 인가될수록 속도 변화 폭이 빠르게 감소되며 응답특성이 매우 향상된다.

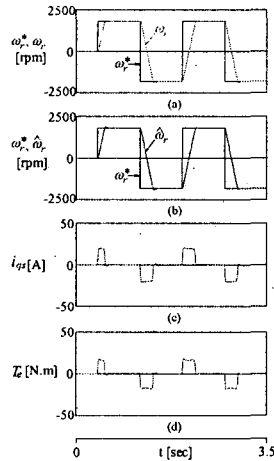


그림 6. 스텝 지령속도의 변화에 대한 AFLC 제어기의 응답특성
 Fig. 6. Response characteristics of AFLC controller with change of step command speed

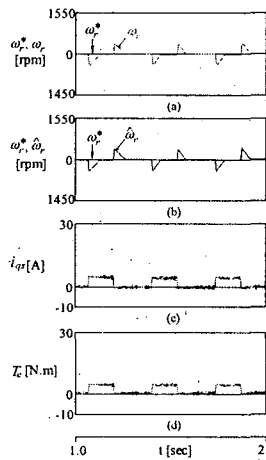


그림 7. 부하토크의 변화에 대한 DFC의 응답특성
 Fig. 7. Response characteristics of DFC with change of load torque

그림 9는 DFC와 AFLC 제어기의 속도와 q축 전류를 비교한 결과이다. 속도의 2승에 비례하는 팬 부하를 인가한 상태에서 0.3[sec]에서 스텝 지령속도를

800[rpm]으로 운전 중, 0.7[sec]에서 부하토크를 5[N·m] 인가하고 0.9[sec]에서 지령속도를 1000[rpm]으로 변화시켰을 경우의 응답특성이다. 그림 9 (a)는 지령속도와 DFC 및 AFLC 제어기의 실제속도를 나타내고 그림 9 (b)는 q축 전류를 나타낸다.

그림 10은 그림 9의 응답특성을 명확하게 나타내기 위해 확대한 그림이다. 그림 10 (a)는 스텝 지령속도를 상승시킬 경우의 응답속도 비교이고, 그림 10 (b)는 q축 전류를 비교한 그림이다. 지령속도의 변화에 AFLC 제어기의 속도는 DFC에 비해 고속으로 추종하며 오버슈트가 감소된다.

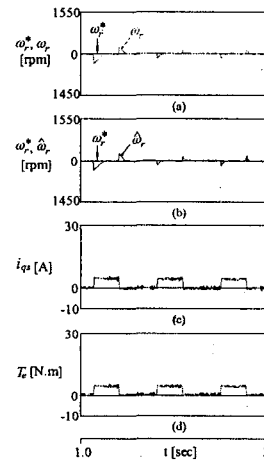


그림 8. 부하토크의 변화에 대한 AFLC 제어기의 응답특성
 Fig. 8. Response characteristics of AFLC controller with change of load torque

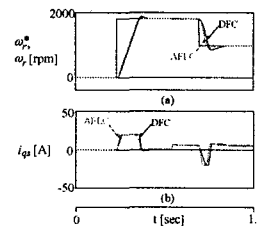


그림 9 DFC와 AFLC 제어기의 응답특성의 비교
 Fig. 9. The comparison of response characteristics with DFC and AFLC controller

을 비교한 결과이며 AFLC 제어기는 속도변화가 적

고 지령속도에 빠르게 추종된다. 그림 12는 부하토크를 인가한 상태에서 지령속도를 감소시킨 경우의 응답특성으로 정상상태에 빠르게 도달한다.

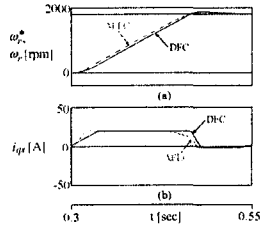


그림 10. 스텝 지령속도의 변화에 대한 응답비교
Fig. 10. Response comparison with change of step command speed

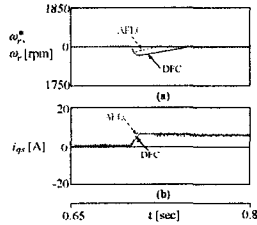


그림 11. 부하토크의 변화에 대한 응답비교
Fig. 11. Response comparison with change of load torque

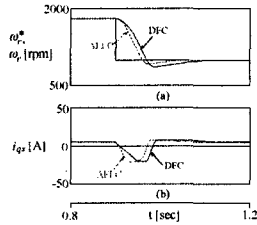


그림 12. 스텝 지령속도의 변화에 대한 응답비교
Fig. 12. Response comparison with change of step command speed

그림 13은 정격관성에서 4상한 운전시켰을 경우의 응답특성을 비교한 그림이다. 그림 13 (a)는 DFC의 지령속도와 실제속도를 나타내고 그림 13 (b)는 AFLC 제어기의 지령속도와 실제속도를 나타내며 실제속도는 지령속도에 양호하게 추종하고 있다. 그림 13 (c)는 DFC의 q 축 전류, 그림 13 (d)는 AFLC 제어기의 q 축 전류이다. 그림 13 (e)는 지령속도와 실제속도의 오차를 나타내며 AFLC 제어기의 속도

오차가 DFC에 비해 적으며 지령속도의 변화에 속도 오차가 매우 감소하고 있다.

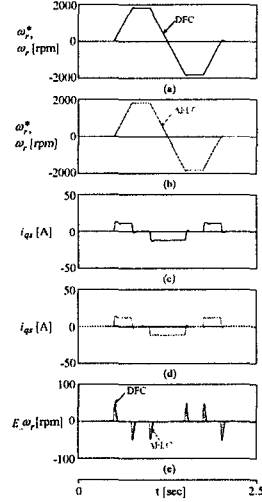


그림 13. 4상한 동작에서 DFC와 AFLC 제어기의 응답비교
Fig. 13. Response comparison with DFC and AFLC controller in quadrant operation ($J = J_n$)

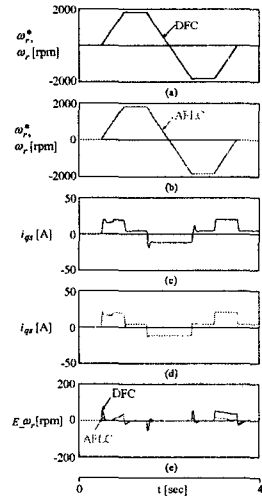


그림 14. 부하 인가시 4상한 동작에서 DFC와 AFLC 제어기의 응답비교
Fig. 14. Response comparison with DFC and AFLC controller with load torque in quadrant operation ($J = 3J_n$)

그림 14는 무부하 상태에서 관성을 3배 증가시키

고 4상한 운전 중 0.7[sec]에서 부하토크를 4[N·m] 인가한 상태에서 DFC와 AFLC 제어기의 응답특성을 나타낸다. AFLC 제어기의 실제속도는 지령속도에 양호하게 추종하며 지령속도와 실제속도의 속도 오차가 DFC에 비해 매우 감소되었다. 관성을 증가시키고 부하를 인가하여 지령속도를 변화시키면 AFLC 제어기가 DFC에 비해 상승시간과 정상상태 도달 시간이 빠르게 되고 과도상태에서 오차가 감소된다.

따라서 본 논문에서 제시한 AFLC 제어기가 속도의 변화, 부하변화 및 관성변화 등의 광범위한 운전 조건에서 DFC 보다 응답특성이 매우 향상된다.

5. 결 론

본 연구에서는 DFC의 응답특성을 개선하기 위한 AFLC를 제시하였다. DFC는 고정된 룰 베이스를 사용하지만 본 논문에서 제시한 AFLC 제어기에서는 학습 메카니즘에 의한 지식베이스의 수정자에 따라서 DFC의 지식베이스를 최적의 상태로 변화시킨다. 최적으로 변화된 지식베이스에 의해 유도전동기의 속도를 제어하였다. 그리고 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA를 적용한 ANN을 이용한 유도전동기 드라이브의 속도를 추정하였다.

AFLC 제어기는 DFC 보다 성능이 향상된 지식베이스에 의해 제어되므로 반복되는 지령속도의 변화와 부하토크 인가에 상승시간과 정상상태 도달시간이 빠르게 나타나며 오버슈트 및 과도상태의 오차가 감소되었다. 또한 4상한 운전과 관성 증가에 따른 동작조건 변화에 AFLC 제어기가 고속으로 속도를 추종하며 안정화 시간도 빠르게 나타났다. ANN에 의한 속도추정은 다양한 지령속도의 변화, 부하토크 변화 및 4상한 운전에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다.

References

- [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] D. H. Chung, "Fuzzy control for high performance vector control of PMSM drive system," KIEE, vol. 47, no. 12, pp. 2171-2180, 1998.
- [5] 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.
- [6] G. Yang and T. H. Chin, "Adaptive speed identification scheme for vector controlled speed sensorless inverter induction motor drive," IEEE Trans. on IA, vol. 29, no. 4, pp. 820-825, 1993.
- [7] G. Henneberger, et al., "Field oriented control of synchronous and asynchronous drives without mechanical sensors using a kalman filter," EPE, Firenze, pp. 3.644-671, 1991.
- [8] K. S. Narendra and K. Parthasarthy, "Identification and control of dynamical system using neural network," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1990.
- [9] Cybenko, "Approximations by superposition of a sigmoidal function," Mathematics of Contr., Signals and Syst., vol. 2, pp. 303-314, 1989.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] I. J. Leontaritis and S. A. Billings, "Input-output parametric models for nonlinear systems," Int. J. Contr., vol. 41, pp. 303-344, 1985.
- [13] S. M. Nam, J. C. Lee, H. G. Lee and D. H. Chung, "Speed estimation and control of induction motor drive using hybrid intelligent control," International Conference ICPE'04, no. 3, pp. 181-185, 2004.

◇ 저자소개 ◇

남수명 (南守明)

1979년 2월 18일생. 2004년 순천대학교 전기제어공학과 졸업. 현재 순천대학교 대학원 전기공학과 석사과정.

정동화 (鄭東和)

1955년 8월 15일생. 1979년 영남대 공대 전기공학과 졸업. 1981년 한양대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1988~1989년 현대중전기(주) 기술연구소 책임연구원. 1989년~현재 순천대 정보통신공학부 교수.