

다중 AFLC를 이용한 SynRM 드라이브의 효율 최적화 제어

(Efficiency Optimization Control of SynRM Drive using Multi-AFLC)

최정식* · 고재섭 · 장미금 · 정동화

(Jung-Sik Choi · Jae-Sub Ko · Mi-Geum Jang · Dong-Hwa Chung)

요 약

SynRM 효율최적화 제어는 다른 교류전동기에 비해 SynRM의 효율이 낮기 때문에 에너지 절약과 환경 보존의 관점에서 매우 중요하다. 본 논문에서는 다중 AFLC를 이용하여 철손을 고려한 SynRM의 새로운 효율 최적화 제어를 제안하였다. 최대효율에서 SynRM을 구동하기 위해 토크전류와 여자전류사이의 최적 전류비를 분석하여 구한다.

본 논문에서는 동손과 철손을 최소로 하는 SynRM의 효율 최적화 제어를 제안하였다. 특정한 모터토크를 제공하는 d 축과 q 축 전류의 다양한 조합이 존재한다. 효율 최적화의 목적은 정상상태에서 최소 손실을 제공하는 d 축과 q 축 전류의 조합을 찾는 것이며, 제안된 제어기의 제어 성능은 다양한 동작조건의 분석을 통해 평가되었다. 분석된 결과는 제안된 알고리즘의 타당성을 입증한다.

Abstract

Optimal efficiency control of synchronous reluctance motor(SynRM) is very important in the sense of energy saving and conservation of natural environment because the efficiency of the SynRM is generally lower than that of other types of AC motors. This paper is proposed a novel efficiency optimization control of SynRM considering iron loss using multi adaptive fuzzy learning controller(AFLC). The optimal current ratio between torque current and exciting current is analytically derived to drive SynRM at maximum efficiency.

This paper is proposed an efficiency optimization control for the SynRM which minimizes the copper and iron losses. There exists a variety of combinations of d and q -axis current which provide a specific motor torque. The objective of the efficiency optimization control is to seek a combination of d and q -axis current components, which provides minimum losses at a certain operating point in steady state. The control performance of the proposed controller is evaluated by analysis for various operating conditions. Analysis results are presented to show the validity of the proposed algorithm.

Key Words : Synchronous Reluctance Motor, Efficiency Optimization Control, AFLC, ANN(Artificial Neural Network), Iron Loss

* 주저자 : 순천대학교 전기제어공학과

Tel : 061-750-3540, Fax : 061-752-1103, E-mail : hwa777@sunchon.ac.kr

접수일자 : 2009년 12월 31일, 1차심사 : 2010년 1월 7일, 심사완료 : 2010년 2월 16일

1. 서 론

최근, 전 세계적으로 유가가 대폭적으로 상승하고 대기오염으로 인한 환경문제에 대한 인식이 높아지면서 에너지 절약에 관한 인식이 매우 높아지고 있다. 에너지 절약은 전동기 드라이브 시스템에서도 매우 중요한 이슈이다. 특히, SynRM(Synchronous Reluctance Motor)은 일반적으로 타 AC 전동기에 비해 효율이 낮다. 그러나 SynRM은 간단하고 강인한 구조 때문에 고속 동작에 적합한 기기로 매우 많은 관심을 받았다. SynRM은 냉장고, 에어컨 등의 가전용에서 공작기계, 펌프, 전기가동차 등 산업용에 이르기까지 핵심 전력전자기기로 응용되고 있다.

SynRM의 벡터제어에서 고정자 전류의 d 와 q 축 성분은 상호 독립적인 변수이며, 어떤 속도에 대한 특정 토크는 d 와 q 축의 전류성분의 다양한 합성으로 얻을 수 있다[1-5]. d 와 q 축 전류성분을 분해하여 특정 토크를 얻을 수 있으나 전동기의 효율은 매우 광범위하게 변화한다. d 축 전류가 크면 철손이 커지고 매우 작으면 전류 및 동손이 증가한다. 따라서 전동기의 모든 동작점에서 최적효율에 관계된 설정 토크를 구하면 이 토크에서 발생하는 최적전류를 얻을 수 있다.

일반적으로 전동기의 고 효율 드라이브는 SC(Search Controller)에 기반으로 성취한다[6]. SC는 입력이 최소화 되는 값으로 d 와 q 축의 전류를 조절한다. 그러나 이 연구는 추적이 CMM(Climbing Mountain Method)을 기반으로 하고 측정값은 노이즈에 의해 왜율이 나타나므로 최소 입력의 측정은 오랜 시간이 소비된다. 따라서 이 연구는 고속 변화 드라이브에는 적절하지 못하다. 또 다른 연구로는 퍼지 기반 제어법이 연구되었다[7]. 이 연구에서는 퍼지룰의 설계가 설계자의 경험과 직관에 의존하고 있다. 최근에는 NN(Neural Network)이 입출력 신호사이에 비선형 관계를 사상하는 능력을 가지고 있기 때문에 제어 적용분야에서 많은 호응을 받고 있다[8].

최근 퍼지제어, 신경회로망 및 유전자 알고리즘 등을 이용한 인공지능제어는 전력전자 시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 중요한 기법으로 인식되고 있다. 이

러한 기법들은 적응제어 기법과 상호 혼합하여 적응 인공지능제어기를 개발하고 있다. 이러한 혼합제어는 플랜트의 파라미터에서 불확실성과 미지의 변동을 용이하게 처리할 수 있으며 더욱 효율적으로 취급할 수 있는 구조를 구축할 수 있다. 그리고 이들 기법간의 상호 혼합한 방식은 적응성 및 강인성이 요구되는 SynRM 드라이브에서도 진가가 유감 없이 발휘될 전망이다[9-13].

본 논문에서는 AFLC(Adaptive Fuzzy Learning Controller)에 의해 제어되며 철손을 고려한 SynRM의 효율 최적화 제어를 제시한다. SynRM에서 철손 및 포화에 의해 토크의 비선형성을 해결하기 위하여 철손을 고려한 모델을 대상으로 해석한다. SynRM의 최적 효율 조건을 구하고 최적 전류비를 구한다. AFLC1은 SynRM의 속도를 제어하고 AFLC2와 AFLC3는 전류를 제어하며 또 다른 ANN을 이용하여 SynRM의 속도를 추정한다. SynRM 드라이브 시스템을 구성하여 제시한 제어기를 적용하여 다양한 성능과 최대효율의 특성을 분석한다. 본 연구의 효율 최적화 제어의 타당성을 입증하고 그 결과를 제시한다.

2. 철손을 고려한 SynRM의 모델링

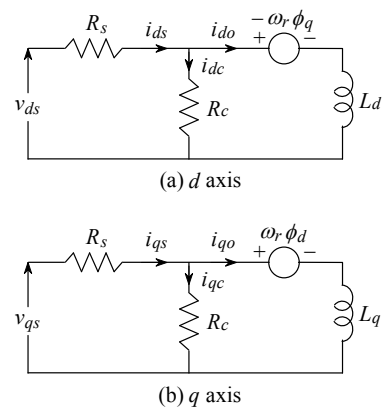


그림 1. SynRM의 등가회로
Fig. 1. Equivalent circuit of SynRM

그림 1은 SynRM의 철손저항을 고려한 d 와 q 축의 등가회로를 나타낸다. 철손을 고려한 R_c 는 속도전압

과 병렬로 연결되어 있다. 토크를 발생시키는 전류는 i_{do} 와 i_{qo} 이며 이는 철손을 발생시키기 때문에 단자전류 i_{ds} 와 i_{qs} 와는 다르다.

그림 1의 등가회로에서 전압방정식을 구하면 다음과 같다.

$$v_{ds} = R_s i_{ds} + L_d \frac{di_{d0}}{dt} - \omega_r \phi_d \quad (1)$$

$$v_{qs} = R_s i_{qs} + L_q \frac{di_{q0}}{dt} + \omega_r \phi_d \quad (2)$$

$$i_{ds} = i_{d0} + i_{dc} = i_{d0} + \frac{1}{R_c} (L_d \frac{d}{dt} i_{d0} - \omega_r \phi_d) \quad (3)$$

$$i_{qs} = i_{q0} + i_{qc} = i_{q0} + \frac{1}{R_c} (L_q \frac{d}{dt} i_{q0} + \omega_r \phi_d) \quad (4)$$

$$\text{여기서 } \phi_d = \omega_r i_{d0}, \phi_q = \omega_r i_{q0} \quad (5)$$

식 (1)~(5)를 상태 미분방정식 형태로 표시하면 다음과 같다.

$$p \begin{bmatrix} i_{d0} \\ i_{q0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d(1+R_s/R_c)} & \frac{\omega_r L_q}{L_d} \\ -\omega_r \frac{L_d}{L_q} & -\frac{R_s}{L_q(1+R_s/R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{d0} \\ i_{q0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d(1+R_s/R_c)} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q(1+R_s/R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (6)$$

발생 토크는 전류의 성분 i_{d0} 와 i_{q0} 에 비례한다.

$$T_e = \frac{3}{2} \frac{P}{2} (L_d - L_q) i_{d0} i_{q0} \quad (7)$$

3. 효율 최적화 제어

SynRM의 자속은 전류에 직접 비례하므로 효율 최적화를 위하여 자속을 조절한다. 자속을 조절할 경우에도 토크의 동특성은 그대로 유지할 수가 있다. 동손만 고려한다면 효율 최적화를 위한 전류 위상각은 45° 로 하여 $d-q$ 축 전류를 동일하게 인가한다. 그러나 실제로 동손과 함께 철손이 발생하고 있으므로 동손과

철손을 고려한 전류 위상각을 구한다. 효율 최적화를 위한 전류 위상각에서는 전기적인 정상상태만 고려하면 충분하다. SynRM의 효율은 다음 식과 같다.

$$\eta = \frac{P_o}{P_i} = \frac{P_o}{P_o + P_i} \quad (8)$$

여기서 P_i 는 입력, P_o 는 출력이며 P_i 은 전기적 손실이다. P_i 가 최소가 되면 효율은 최대가 된다. SynRM의 전 손실은 다음 식과 같다.

$$P_i = P_c + P_i + P_m + P_s \quad (9)$$

여기서 P_c 는 동손, P_i 는 고정자 철손, P_m 은 기계손, P_s 는 표류손이다. 일반적으로 기계손과 표류손은 전기적인 손실에 비해 충분히 작기 때문에 무시한다. 동손과 철손은 다음 식과 같다.

$$P_c = R_s (i_{ds}^2 + i_{qs}^2) \quad (10)$$

$$P_i = R_c (i_{dc}^2 + i_{qc}^2) \quad (11)$$

따라서 SynRM의 전 손실은 식 (3), (4)와 (7)을 정상상태를 고려하여 식 (10)과 (11)에 대입하여 정리하면 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} P_i &= P_c + P_i \\ &= \left\{ R_s + \frac{\omega_r^2}{R_c} \left(1 + \frac{R_s}{R_c} \right) L_q^2 \right\} \left\{ \frac{T_e}{P(L_d - L_q)} \right\}^2 \cdot \frac{1}{i_{d0}^2} \\ &\quad + \left\{ R_s + \frac{\omega_r^2}{R_c} \left(1 + \frac{R_s}{R_c} \right) L_d^2 \right\} i_{d0}^2 + \frac{2R_s \omega_r T_e}{R_c P} \end{aligned} \quad (12)$$

정상상태에서 손실 최소화 조건은 다음 식과 같다.

$$\frac{dP_i}{di_{d0}} = 0 \quad (13)$$

식 (13)을 만족하는 i_{d0} 는 다음 식과 같다.

$$i_{do}^* = \sqrt[4]{\frac{A}{B} \cdot C} \quad (14)$$

식 (14)를 식 (7)에 대입하여 i_{qo} 를 구하면 다음 식과 같다.

$$i_{qo}^* = \sqrt[4]{\frac{B}{A} \cdot C} \quad (15)$$

식 (14)와 (15)에서 변수는 다음과 같다.

$$\left. \begin{aligned} A &= \frac{R_s}{\frac{\omega_r^{*2}}{R_c} \left(1 + \frac{R_s}{R_c}\right)} + L_q^2 \\ B &= \frac{R_s}{\frac{\omega_r^{*2}}{R_c} \left(1 + \frac{R_s}{R_c}\right)} + L_d^2 \\ C &= \left\{ \frac{T_e^*}{P(L_d - L_q)} \right\}^2 \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

여기서 ω_r^* 는 지령 전기 각속도이고 T_e^* 는 지령 토크이다.

효율 최적화를 제공해 주는 최적전류의 관계는 다음 식과 같다.

$$i_{do}^* = k_{opt} i_{qo}^* \quad (17)$$

식 (14)와 (15)로부터 최적 전류비 k_{opt} 는 다음 식과 같이 유도한다.

$$k_{opt} = \sqrt{\frac{A}{B}} = \sqrt{\frac{\frac{R_s}{\frac{\omega_r^{*2}}{R_c} \left(1 + \frac{R_s}{R_c}\right)} + L_q^2}{\frac{R_s}{\frac{\omega_r^{*2}}{R_c} \left(1 + \frac{R_s}{R_c}\right)} + L_d^2}} \quad (18)$$

효율 최적화를 위하여 최적 전류비는 주어진 속도에서 일정하고 전동기 파라미터와 속도에 따라 변한다.

그림 2는 SynRM을 위한 효율 최적화 제어의 구성

도를 나타낸다. 지령속도와 추정속도를 비교한 다음 속도제어기에서 지령토크를 구한다. 속도제어기는 AFLC1을 사용하였으며 이 출력인 i_{qo}^* 를 이용하여 EOC(Efficiency Optimization Control)에 의해 k_{opt} 를 구하고 i_{do}^* 를 구한다. 지령 d, q 축 전류를 구하고 ILC(Iron Loss Compensator)로 철손을 보상한 다음 i_{ds}^* 와 i_{qs}^* 를 구한다. 전류 제어기는 AFLC2와 AFLC3로 제어하여 v_{ds}^* 와 v_{qs}^* 를 구한 다음, SV PWM 인버터를 통하여 SynRM을 제어한다. ANN(Artificial Neural Network)를 이용하여 전동기의 속도를 추정한다.

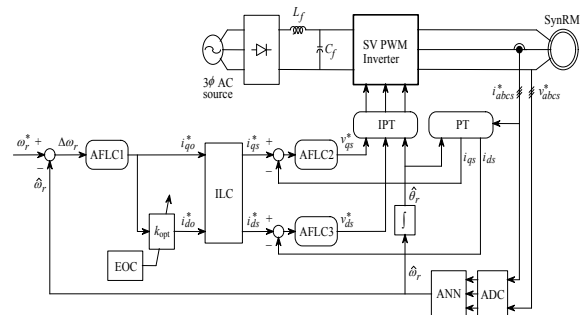


그림 2. SynRM의 효율 최적화 제어 시스템
Fig. 2. Efficiency optimization control system of SynRM

4. 속도와 전류 제어기

그림 3은 AFLC1의 원리를 설명하는 블록도를 나타낸다. FLAM(Fuzzy Learning Adaptive Mechanism)의 설계는 시스템 응답의 각 동적 측면이 를 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 FLC(Fuzzy Logic Controller)에 학습 메카니즘을 적용하여 룰 베이스의 규칙을 수정한다. 학습 메카니즘은 퍼지 역모델 및 지식베이스 수정자를 포함한다. 드라이브 시스템의 속도성능은 기준모델의 속도와 추정속도의 오차에 의해 좌우된다.

$$em(kT) = \omega_m(kT) - \omega_r(kT) \quad (19)$$

$$cem(kT) = em(kT) - em(kT - T) \quad (20)$$

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

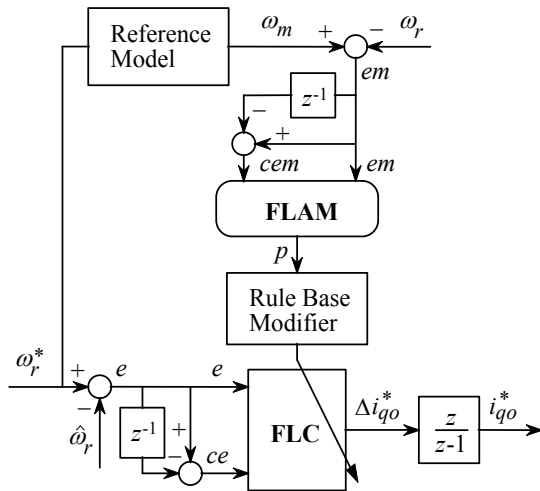


그림 3. AFLC1 제어기
Fig. 3. AFLC1 controller

퍼지 역모델은 오차 $em(kT)$ 를 사상하여 프로세서의 입력 $p(kT)$ 를 변화시키며 $em(kT)$ 를 영이 되도록 강제화 시킨다. 역모델의 입력은 식 (19)와 식 (20)과 같이 오차와 오차 변화분으로 정의한다. 퍼지의 수행과정은 FLC에서 사용한 방법과 유사하게 사용한다. 프로세서에서 변화 $p(kT)$ 는 입력오차 $em(kT)$ 에 기초하여 퍼지 역모델에 의해서 발생한다.

지식베이스의 수정자는 $p(kT)$ 에 따라서 FLC의 지식베이스를 변화시킨다. 이 변화는 FLC에서 출력의 멤버십 함수의 중앙을 수정하여 구현한다.

$$C_i(kT) = C_i(kT - T) + p(kT) \quad (21)$$

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

이러한 개념을 사용하여 FLAM의 룰 베이스는 표 1에서 나타낸 구조로 설계되며 멤버십 함수는 FLC에서 사용한 함수와 같다. 학습과정은 룰 베이스의 설계에 의하여 설명할 수 있다. 정격 속도상태에서 지령속도를 반복적으로 변화시킨 경우의 시뮬레이션에 의해 0.15, 1.0, 2.5초에서 룰 베이스의 표를 예로서 나타내면 표 2에서 표 4와 같다.

표 1. 속도 제어를 위한 규칙베이스
Table 1. Rule base for speed controller

ce \ e	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	NVB	NVB	NB	NB	NM	NS	Z
NM	NB	NB	NM	NM	NS	Z	PS
NS	NB	NM	NS	NS	Z	PS	PM
Z	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
PS	NM	NS	Z	PS	PS	PM	PB
PM	NS	Z	PS	PM	PM	PB	PB
PB	Z	PS	PM	PB	PB	PVB	PVB

표 2. 0.15초에서 룰 베이스 표
Table 2. Rule base table at 0.15[sec]

ce \ e	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z
NM	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z
NS	Z	Z	Z	NS	Z	Z	Z
Z	Z	Z	Z	PS	Z	Z	Z
PS	Z	Z	Z	PS	Z	Z	Z
PM	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z
PB	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z

표 3. 1.0초에서 룰 베이스 표
Table 3. Rule base table at 1.0[sec]

ce \ e	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	NB	Z	Z	Z	Z	Z	Z
NM	Z	NB	NS	NS	NS	NS	PS
NS	Z	NS	NS	NS	Z	Z	PS
Z	Z	NS	NS	Z	Z	Z	Z
PS	NS	NS	PS	PS	Z	Z	Z
PM	Z	Z	PS	Z	Z	Z	Z
PB	Z	Z	Z	Z	Z	Z	PB

표 4. 2.5초에서 룰 베이스 표
Table 4. Rule base table at 2.5[sec]

ce \ e	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	NB	Z	Z	Z	Z	Z	Z
NM	Z	NB	NS	NS	NS	NS	PM
NS	Z	NS	NS	NS	NS	PS	PS
Z	Z	NS	NS	Z	PS	PS	Z
PS	NS	NS	PS	PS	PS	PS	Z
PM	NS	PS	PS	PS	PS	PB	Z
PB	Z	Z	Z	Z	Z	Z	PB

AFLC2와 AFLC3도 AFLC1과 유사한 방법으로 설계한다.

5. ANN에 의한 속도 추정

ANN은 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 추정 분야에 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. 일반적으로 NARMAX 모델은 다음과 같은 형태

로 나타낼 수 있다.

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-d_y), u(k), \dots, u(k-d_u)) \quad (22)$$

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 (22)에서 필요한 입력과 예측 출력벡터 $\hat{y}(k+1)$ 로서 ANN의 출력을 구성한다. 시간 $k+1$ 에서 예측 출력벡터를 실제 출력벡터와 비교하여 식 (22)에서 함수 $f(\cdot)$ 를 에뮬레이션하기 위하여 학습한다. 그리고 오차 역전파 알고리즘에 의해 ANN 하중을 새롭게 하기 위하여 오차를 사용한다.

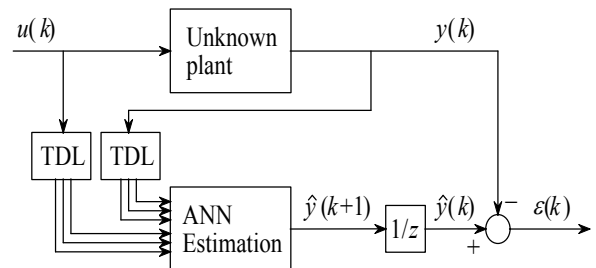


그림 4. ANN을 이용한 시스템 추정
Fig. 4. System estimation using ANN

ANN을 이용한 시스템의 추정에서 구한 최종 추정 속도는 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k+1) &= \hat{\omega}_r(k) + \Delta \hat{\omega}_r(k) \\ &= \hat{\omega}_r(k) - \frac{\Delta W_2(k)}{T} \\ &= \hat{\omega}_r(k) - \frac{\eta}{T} \left\{ \frac{1}{c} [i_{qm}(k) - \hat{i}_{qm}(k)] \hat{i}_{dm}(k-1) \right. \\ &\quad \left. - c [i_{dm}(k) - \hat{i}_{dm}(k)] \hat{i}_{qm}(k-1) \right\} - \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (23)$$

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 이용하여 회전자 자극의 위치는 다음과 같다.

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + T \cdot \hat{\omega}_r(k) \quad (24)$$

6. 시스템 성능결과

표 5는 3.75[kW] SynRM의 파라미터를 나타낸다.

표 5. SynRM의 파라미터
Table 5. Parameters of SynRM

정격 용량	3.75[kW]
정격 전압	250[V]
정격 토크	19.8[N·m]
정격 주파수	60[Hz]
극 수	4
고정자 저항 R_s	0.238[Ω]
d축 인덕턴스 L_d	43[mH]
q축 인덕턴스 L_q	3.5[mH]
관성계수	0.026[kg·m ²]

그림 5는 0[sec]에 지령속도를 1,000[rpm]으로 운전 중, 0.6[sec]에 1,800[rpm], 1.2[sec]에 1,200[rpm]으로 변화시키고, 1.5[sec]에서 1.7[sec]까지 5[N.m]의 부하토크를 인가하였을 경우 응답특성을 나타낸다. 그림 5 (a)는 지령속도와 추정속도, 5 (b)는 0.65[sec]에서 0.81[sec] 사이에 속도상승 부분, 5 (c)는 1.22[sec]에서 1.389[sec] 사이에 속도하강 부분에 대하여 확대한 그림이고, 5 (d)는 1.47[sec]에서 1.93[sec] 사이에 부하인가에 대한 부분을 확대한 그림이다. 그림 5의 속도 및 부하변화에 대해서도 AFLC 제어기는 FLC 제어기 및 PI 제어기보다 오버슈트가 작고 상승시간이 짧으며 더욱 빠르게 안정화 되고 있다.

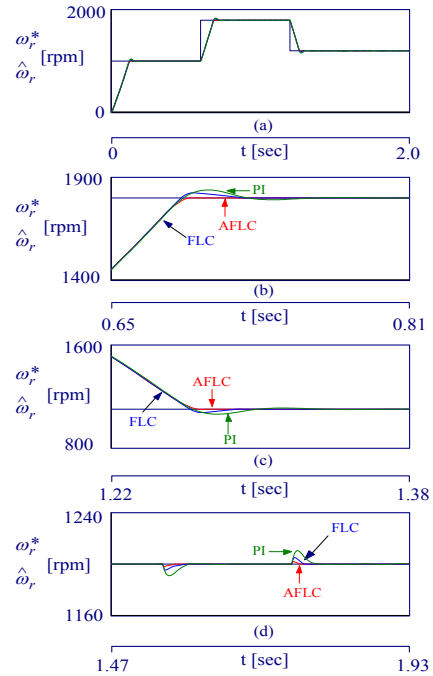


그림 5. 속도와 부하토크 변동에 의한 응답특성
Fig. 5. Response characteristics with speed and load torque change

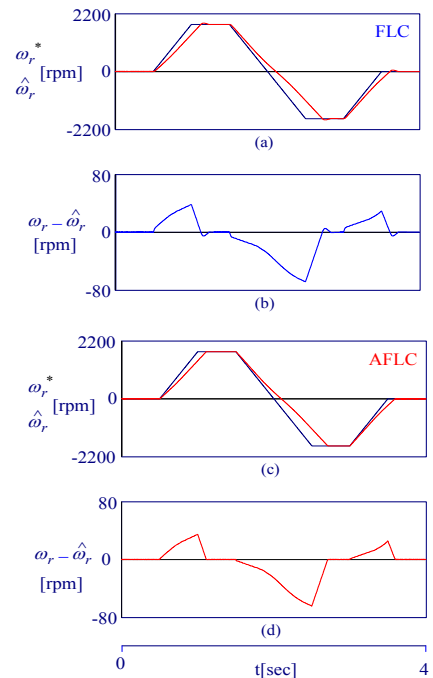


그림 6. 파라미터 변화에 대한 응답특성($J = 3J$)
Fig. 6. Response characteristics with parameter variation($J = 3J$)

그림 6은 관성을 3배로 증가시키고 4상한 운전을 하였을 경우 응답특성을 나타낸다. 그림 6 (a)는 FLC 제어기, 6 (b)는 FLC 제어기의 속도오차, 6 (c)는 AFLC 제어기, 6 (d)는 AFLC 제어기의 속도오차를 나타낸다. 그림 6 (d)의 AFLC의 속도오차가 관성이 변화하였을 경우에도 6 (b)의 FLC의 속도오차보다 작게 나타난다.

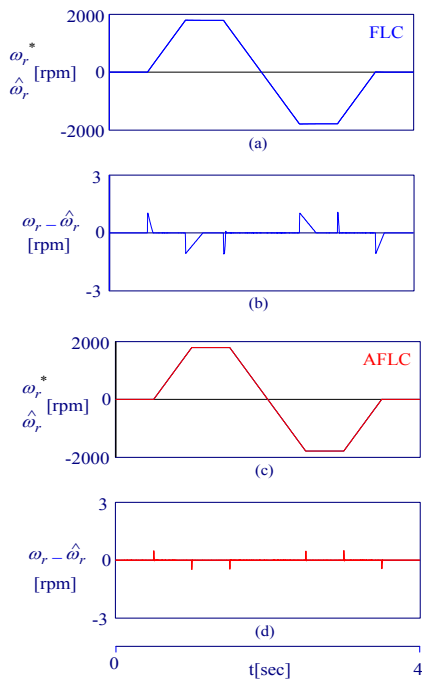


그림 7. 파라미터 변화에 대한 응답특성($R_s = 3R_s$)
Fig. 7. Response characteristics with parameter variation($R_s = 3R_s$)

그림 7은 고정자 저항을 3배로 하고 4상한 운전을 하였을 경우 응답 특성을 나타낸다. 그림 7 (d)의 AFLC의 속도오차가 고정자 저항이 변화하였을 경우에도 7 (b)의 FLC의 속도오차보다 작게 나타난다.

그림 8과 9는 전류 응답특성을 나타낸다. 그림 8은 PI 제어기에 의한 전류제어 응답특성을 나타낸다. 그림 8 (a)는 지령속도와 추정속도, 8 (b)는 지령 a상 전류, 8 (c)는 실제 a상 전류, 8 (d)는 전류오차, 그림 8 (e)는 스위칭 시간을 나타낸다. 그림 9는 본 논문에서 제시한 AFLC 제어기에 의한 전류제어 응답특성을 나

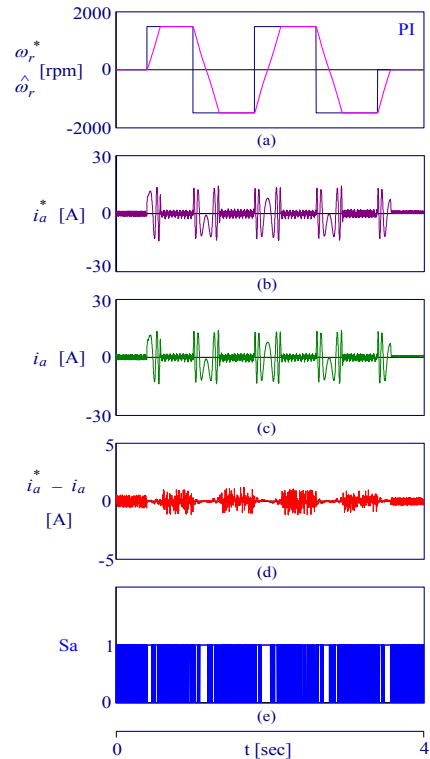


그림 8. PI 제어기에 의한 전류제어 응답특성
Fig. 8. Current Control response with PI Controller

타낸다. 그림 9 (a)는 지령속도와 추정속도, 9 (b)는 지령 a상 전류, 그림 9 (c)는 실제 a상 전류, 그림 9 (d)는 전류오차, 그림 9 (e)는 스위칭 시간을 나타낸다. 그림 8 (d)와 그림 9 (d)의 전류 오차에서 본 논문에서 제시한 AFLC 제어기에 의한 전류 오차가 PI제어기의 전류오차보다 작게 나타난다.

그림 10은 다양한 속도 변화의 경우 속도 추정에 대한 응답을 나타낸다. 그림 10 (a)는 지령속도와 실제속도, 10 (b)는 실제속도와 추정속도, 10 (d)는 실제속도와 추정속도의 속도오차를 나타낸다. 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하고 있으며 오차의 범위는 1[%] 이내로 매우 우수한 추정 성능을 나타낸다.

그림 11과 12는 일정 i_{ds} 와 효율 최적화 제어에 대한 응답 특성으로 그림 11 (c)는 d축 전류가 일정하게 나타나지만, 효율 최적화 제어의 그림 12 (c)에서 q 축 전류에 따라 i_{ds} 가 제어되고 있음을 나타낸다.

그림 13과 14는 일정 i_{ds} 와 효율 최적화 제어의 손실

다중 AFLC를 이용한 SynRM 드라이브의 효율 최적화 제어

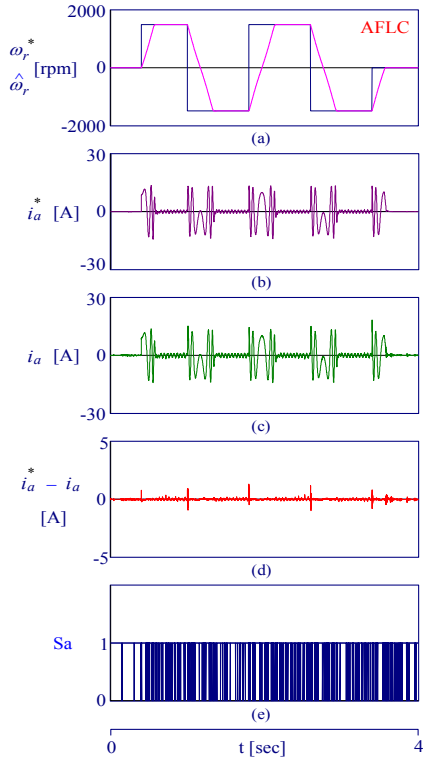


그림 9. AFLC 제어기에 의한 전류제어 응답특성
Fig. 9. Current Control response with AFLC Controller

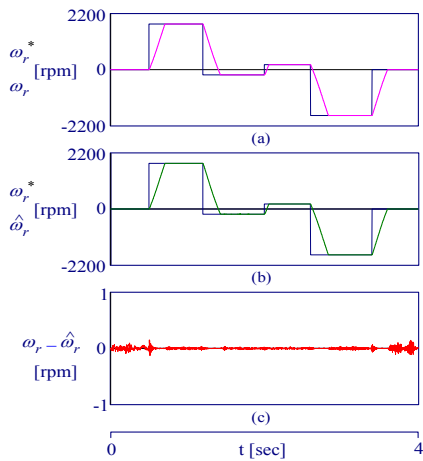


그림 10. 속도 추정에 대한 응답특성
Fig. 10. Response characteristics with speed estimation

응답을 나타내며, 그림 15는 그림 13 (c)와 14 (c)의 전 체손실응답을 비교한 것이다. 본 논문에서 제안한 효

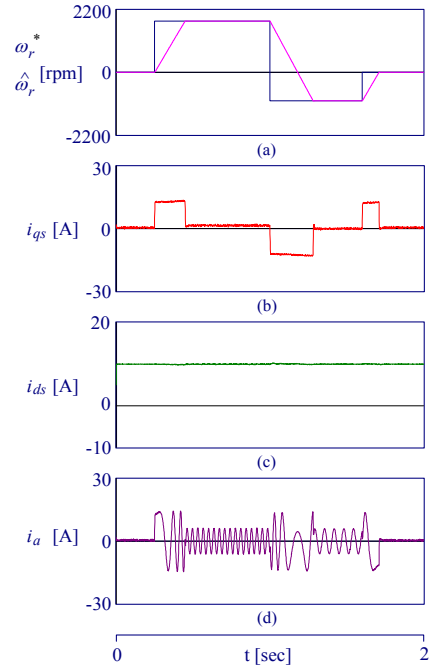


그림 11. 일정 i_{ds} 에 대한 응답특성
Fig. 11. The response characteristics of constant i_{ds} control

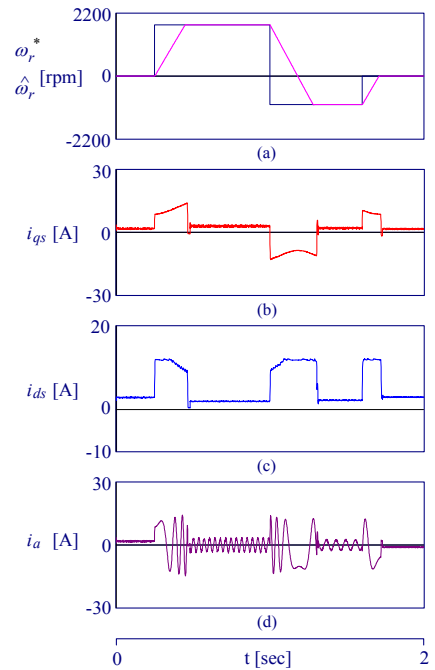


그림 12. 효율 최적화 제어에 대한 응답특성
Fig. 12. The response characteristics of efficiency optimization control

을 최적화 제어의 손실응답이 일정 i_{ds} 제어의 손실응답에 비해 작게 나타낸다.

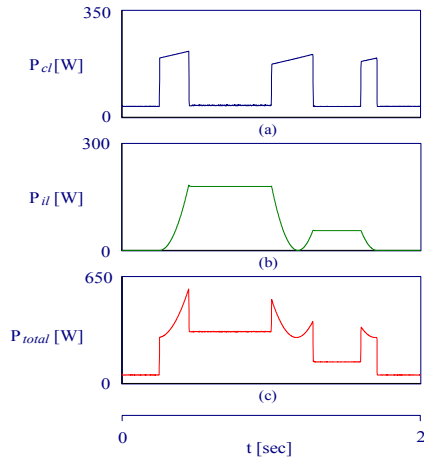


그림 13. 일정 i_{ds} 의 손실 응답
Fig. 13. Loss response of constant i_{ds} control

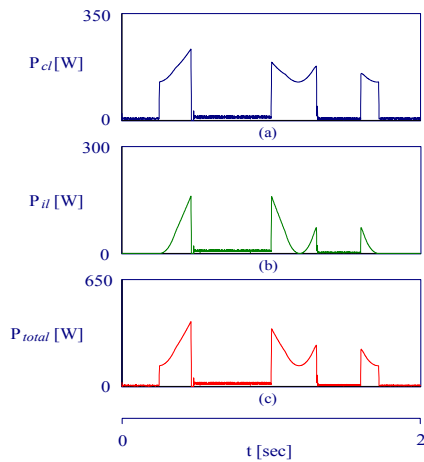


그림 14. 효율 최적화 제어의 손실 응답
Fig. 14. Loss response of efficiency optimization control

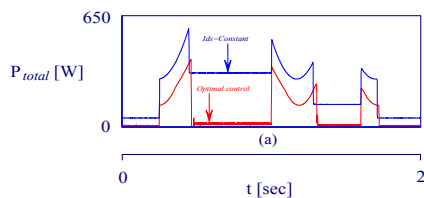


그림 15. 전체 손실응답 비교
Fig. 15. The comparison of total loss response

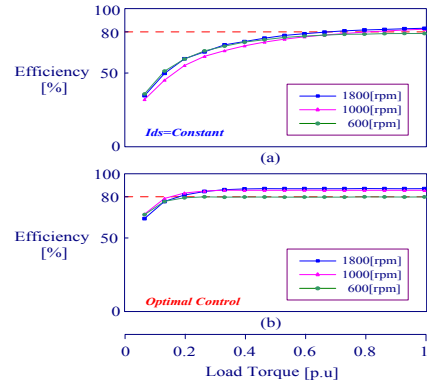


그림 16. 부하 변화에 의한 효율 비교
Fig. 16. Efficiency comparison of load variation

그림 16은 부하변화에 의한 효율을 비교한 것으로 제안한 효율 최적화 제어가 일정 i_{ds} 제어에 비해 효율이 높고 빠르게 안정화 되어 유지하고 있음을 알 수 있다.

7. 결 론

본 논문에서는 AFLC(Adaptive Fuzzy Learning Controller)에 의한 SynRM 드라이브의 효율 최적화 제어를 제시하였다. SynRM에서 철손 및 포화에 의해 토크의 비선형성을 해결하기 위하여 철손을 고려한 모델을 대상으로 해석하였다. 또한 SynRM의 최적 효율 조건을 구하고 최적 전류비를 구하였다. AFLC1은 SynRM의 속도를 제어하고 AFLC2와 AFLC3는 전류를 제어하며 ANN을 이용하여 SynRM의 속도를 추정한다.

제시한 AFLC 제어기는 종래의 PI 및 FLC 제어기와 응답특성을 비교하였다. 제시한 제어기는 속도, 부하토크, 관성 및 저항 등 파라미터 변동에도 양호한 응답 특성을 얻을 수 있었으며 고성능 및 강인성 제어를 할 수 있었다. 또한 전류제어에서도 PI 제어기에 비해 지령전류와 실제전류의 오차가 매우 적게 나타남으로서 우수한 성능을 확인하였다. ANN에 의한 속도 추정에서도 속도변화에 따른 추정 오차는 1[%] 이내로 만족할 만한 성능을 나타냈다. 철손의 손실을 고려한 모델링을 통해 논문에서 제시한 효율 최적화 제어의

손실 응답이 일정 전류제어에 비해 작게 나타나며, 효율이 높고 빠르게 안정화되어 유지하였다. 따라서 본 논문에서 제시한 AFLC에 의한 SynRM 드라이브의 효율 최적화 제어의 타당성을 입증할 수 있었다.

References

- [1] T. Matsuo and T. A. Lipo, "Field oriented control of synchronous reluctance machine," in Proc. PESC, pp. 425-431, 1993.
- [2] A. Fratta, A. Vagati and F. Villata, "Control of a reluctance synchronous motor for spindle application," in Proc. IPEC-Tokyo, pp. 708-715, 1990.
- [3] R. E. Betz, et al., "Control of synchronous reluctance machines," IEEE Trans. IA, vol. 29, no. 6, pp.1110-1121, 1993.
- [4] L. Xu and J. Yao, "A compensated vector control scheme of a synchronous reluctance motor considering saturation and iron losses," IEEE Transaction on Industry Applications, Vol. 1A-28, no. 6, pp. 1330-1338, 1992.
- [5] A. Vagati, T. A. Lipo, et al., "Synchronous reluctance motors and drives - A New Alternative," IEEE IAS Annual Meet. Tutorial Course Note, 1994.
- [6] E. S. Sergaki and G. S. Stavrakakis, "Online search based fuzzy optimum efficiency operation in steady and transient states for DC and AC vector controlled motors," 18th International Conference on ICEM 2008, pp. 1-7, 2008.
- [7] D. de Almeida Souza, W. C. P. de Aragao Filho and G. C. D. Sousa, "Adaptive fuzzy controller for efficiency optimization of induction motors," IEEE Transactions on IE, vol. 54, no. 4, 2007.
- [8] J. Zare, "Vector control of permanent magnet synchronous motor with surface magnet using artificial neural networks," 43rd International UPEC 2008, pp. 1-4, 2008.
- [9] J. S. Ko, J. S. Choi, K. T. Park, B. S. Park and D. H. Chung, "Efficiency Optimization Control of SynRM Drive by LM-FNN Controller", ICPE'07, pp. 373-377, 2007.
- [10] J. S. Ko, J. S. Choi, K. T. Park, B. S. Park and D. H. Chung, "Maximum Torque Control of SynRM Drive using ALM-FNN Controller," ICCAS'07, pp. 1609-1612, 2007.
- [11] J. S. Choi, J. S. Ko and D. H. Chung, "Efficiency optimization control of SynRM drive," ICCAS'06, TPA-8, 2006.
- [12] J. S. Choi, J. S. Ko and D. H. Chung, "Hybrid artificial intelligent control for speed control of induction motor," ICCAS'06, TPA-6, 2006.
- [13] J. S. Choi, J. S. Ko and D. H. Chung, "Maximum torque control of IPMSM drive with LM-FNN controller," ICCAS'06, TPA-7, 2006.

◆ 저자소개 ◆



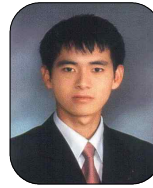
최정식(崔正植)

1980년 2월 9일생. 2005년 순천대학교 공대 전기제어공학과 졸업. 2007년 2월 순천대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2007년 3월 동 대학원 전기공학과 박사 과정.

Tel : (061)750-3543

Fax : (061)752-1103

E-mail : cjs1108@scnu.ac.kr



고재섭(高在涉)

1980년 2월 2일생. 2005년 순천대학교 공대 전기제어공학과 졸업. 2007년 2월 순천대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2007년 3월 동 대학원 전기공학과 박사 과정.

Tel : (061)750-3543

Fax : (061)752-1103

E-mail : kokos22@scnu.ac.kr



장미금(張媚琴)

1986년 3월 3일생. 2009년 순천대학교 공대 전기제어공학과 졸업. 2009년 3월 ~ 현재 동 대학원 전기공학과 석사과정.

Tel : (061)750-3543

Fax : (061)752-1103

E-mail : kumi0145@nate.com



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 순천대학교 전기제어공학과 교수.

Tel : (061)750-3543

Fax : (061)752-1103

E-mail : hwa777@sunchon.ac.kr

WebPage: <http://pelab.sunchon.ac.kr/~hwa777>