

MRAC방식의 유도전동기 속도제어에 관한 연구

전희종, 김병진*, 정을기, 박경옥, 손희남
숭실대학교 전기공학과

The Study of I.M. speed control using MRAC

Hee-Jong Jeon · Beung-Jin Kim · Jin-Geun Son · Kyoung-Ok Park · Hee-Nam Son

Soong Sil University, Dept. of Electrical Engineering

ABSTRACT

In this paper an induction motor control using fuzzy controller and neural network adaptive observer is studied. The proposed observer which comprises neural network flux observer and neural network torque observer is trained to learn the flux dynamics and torque dynamics and subjected to further on-line training by means of a backpropagation algorithm. Therefore it has been shown that the robust control of induction motor neglects the rotor time constant variations

1. 서 론

현재 세계적으로 사용되고 있는 에너지의 2/3가량이 산업용 전동기에 이용되고 있으며 이들 전동기가 소비하는 전력의 80%가량은 유도전동기 구동에 쓰이고 있다. 이와 같이 산업현장에서 사용되고 있는 전동기의 대부분을 유도전동기가 차지하고 있는 이유는 이들이 직류전동기에 비해서 강인하고 높은 토크 및 넓은 속도 대역폭을 갖고 있으며 정류기나 브러쉬에 수반되는 정기적인 보수가 필요없기 때문이다. 또한, 영구자석형 교류전동기에 비해 가격이 저렴하고 약계자 영역이 크다는 장점이 있기 때문이다. 그러나 운전시 회전자속 상태변수를 직접 측정 할 수 없고 추정해야 하며 비선형의 시변시스템이기에 제어하기 매우 어렵다. 그러나 최근 마이크로 프로세서와 전력용 반도체의 눈부신 발전과 더불어 고성능의 제어가 가능하게 되었다.

본 연구에서는 유도 전동기 운전중에 생기는 시정수 변화로 인한 성능저하를 일으키는 기존의 전향 제어식 자속관측기를 MRAC기법을 이용한 적응관측기로 대체하여 보다 강인한 시스템을 제안하였다. 또한, 기존의 PI, PID제어기를 퍼지 제어기로 대체하여 빠르고 오버슈트없는 속도제어를 가능하게 하였다.

1. MRAC방식

기준모델적응방식(Model Reference Adaptive Control:MRAC)은 1958년 Whitacker에 의하여 처음 제안된 방식으로 플랜트 파라미터의 변화에 상관 없이 플랜트 응답이 기준 모델을 따라 가게하는 방식이다.

그림 1.1은 일반적인 병렬 MRAC방식으로 파라미터 변화가 있다면 플랜트와 기준모델의 출력 오차가 있을것이다. 이 오차가 줄어들게 제어기를 변화시켜 결국 플랜트의 파라미터 변화에 강인한 제어를 할 수 있다.

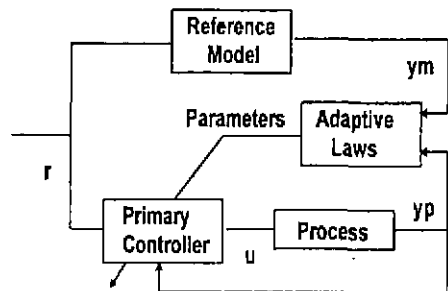


그림 1.1 일반적인 병렬 MRAC구조.

2. 퍼지 제어기

퍼지제어는 Zadeh가 제안한 퍼지집합을 기초로 제안된 방식으로 기본 구조는 그림 2.1과 같다. 지령 입력에 따라 출력의 오차와 오차의 변화량을 먼저 퍼지화 시킨다. 퍼지화에서는 입력변수값을 전체 집합으로 대응시키는 역할을 한다. 이 퍼지 집합의 모습은 그림 2.2와 같다. 지식베이스는 "If..Then.."의 언어적 표현방식을 이용하여 표 2.1과 같이 제어 룰을 만든다. 이 지식 베이스의 출력값은 추론과정을 거쳐 역퍼지화되어 출력된다. 본 논문에서는 Max-Min추론 방법과 무게중심법을 사용하여 속도제어기와 자속제어기를 퍼지제어기로 구성 할 수 있다.

$$DU = \sum_{i=1}^n \frac{m_{ci}(z_i)z_i}{m_d(z_i)} \quad (2.1)$$

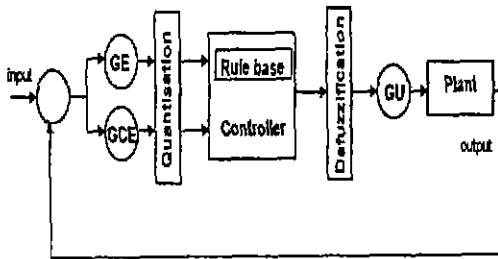


그림 2.1 퍼지 제어 시스템

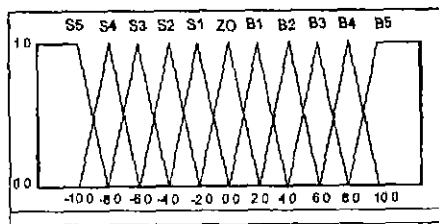


그림 2.2 멤버십 함수

표 2.1 퍼지 규칙

CE \ E	S3	S2	S1	ZO	B1	B2	B3
S3	S3	S3	S3	S3	S2	S1	ZO
S2	S3	S3	S3	S2	S1	ZO	B1
S1	S3	S3	S3	B1	ZO	B1	B2
ZO	S3	S2	S1	ZO	B1	B2	B3
B1	S2	S1	ZO	B1	B2	B3	B3
B2	S1	ZO	B1	B2	B3	B3	B3
B3	ZO	B1	B2	B3	B3	B3	B3

3. 신경망 적응 관측기의 고찰

3.1 신경망 적응 관측기 방법

신경망은 학습기능, 병렬처리의 특징을 지니며 신경망 자체가 필터 역할을하여 외란에 둔감한 특징을 가지고 있다. 특히 학습기능을 이용하여 고차의 비선형 모델링이 가능하다. 신경망의 기본구조는 그림 3.1과 같다.

본 연구에서는 이러한 신경망의 성질을 이용하여 기존의 유도전동기 전향 보상방식의 자속 관측기 대신에 신경망을 이용하여 적응관측기를 구축하였다. 관측기는 플랜트의 오차를 최소화하여 플랜트의 상태를 잘 추증할 수 있도록 관측기의 구조를 변경하여 제어 할 수 있도록 하였다.

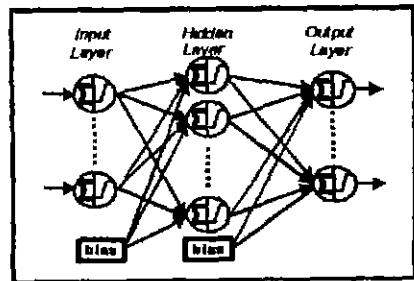


그림 3.1 신경망의 기본구조

3.2 신경망 적응 관측기의 오차수정방법

신경망 자속 관측기의 학습은 자속모델과 신경망 자속 관측기의 오차($e_s[k]$)를 이용하며 신경망 토크 관측기의 학습은 토크 모델과 토크 관측기의 오차($e_T[k]$)의 코히어런트 파워(coherent power)를 이용하여 학습한다. 여기서 g 는 조정 계수이다.

$$K = \hat{\omega}_s[K] g \quad (3.1)$$

매 시간에 신경망 관측기의 출력 오차는 신경망을 통하여 오차역전과 알고리즘에 따라서 가중치를 바꾼다. 학습은 식 (3.2)의 평가지수를 최소화한다.

$$E = \frac{(K^2 e_T[K]^2 + e_s[K]^2)}{2} \quad (3.2)$$

4. 시스템의 구성

그림 4.1은 전체 시스템 구성도로 유도전동기의 회전자 시정수 계산은 운전중에 온라인으로 관측해서 식 (4.1)를 이용하여 신경망 자속 관측기와 토오크 관측기의 학습에 사용된다. 이때 \hat{T}_r 이 실제 T_r 에 수렴하도록하여 관측기가 실제의 자속및 토오크 모델에 근사화 시키도록 오차역전파(backpropagation) 알고리즘을 이용하였다. 400[ms]의 샘플링 시간을 갖으며 $\hat{\omega}_{sl}[K]$ 이 실제값 ($\omega_{sl}[K]$)에서 진동하므로 필터를 이용하여 $i_{qs(avg)}$, $\hat{\omega}_{sl(avg)}$ 를 각각 얻을 수 있다.

$$\hat{T}_r[K] = \frac{L_m i_{qs(avg)}[K]}{\hat{\lambda}_r[K] \hat{\omega}_{sl(avg)}[K]} \quad (4.1)$$

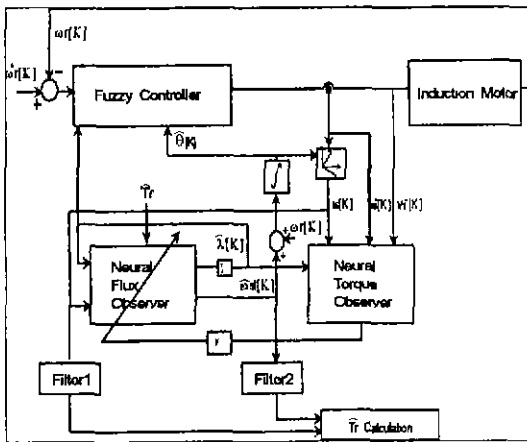


그림 4.1 시스템 구성도

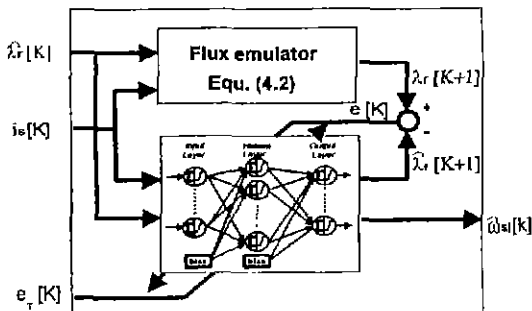


그림 4.2 신경망 자속 관측기

그림 4.2는 신경망 자속 관측기로서 식 (4.2)으로 표현되는 자속모델의 동특성을 학습한다. 관측된 슬립속도 ($\hat{\omega}_{sl}[K]$)와 회전자 속도 ($\omega_r[K]$)

을 더하여 자속각 ($\hat{\theta}_r[K]$)을 알아낸다.여기서 T_0 은 샘플링 시간이다.

$$\hat{\lambda}_r[K+1] = \hat{\lambda}_r[K] \left(\frac{1-T_0}{T_r} \right) + i_{ds}[K] \left(L_m \frac{T_0}{T_r} \right) \quad (4.2)$$

이와 유사하게 그림 4.3에서는 신경망 토오크 관측기에서는 식 (4.4)으로 표현되는 토오크모델의 동특성을 학습한다. 관측된 자속 ($\hat{\lambda}_r[K]$)과 측정전류를 이용하여 계산된 회전좌표계에서의 순시 토오크값 ($T[K]$)과 신경망 관측기의 출력 토오크 ($\hat{T}[K]$)의 오차가 줄어들도록 가중치를 바꾸어 준다. 또한 고정자 전압을 측정하여 적절한 고정자 자속 ($\lambda_{s^*}[K]$)과 측정전류 ($i_s^*[K]$)를 이용해 토오크 ($\hat{T}_d[K]$)를 알수있고 이 값과 신경망 관측기의 출력과의 오차 ($e_T[K]$)를 이용하여 신경망 자속 관측기를 다시 학습시킨다.

$$\lambda_{s^*}[K+1] = \lambda_{s^*}[K] + (V_s^*[K] - R_s i_s^*[K]) T_0 \quad (4.3)$$

$$T[K] = \frac{3PL_m}{4L_r} \hat{\lambda}_r[K] i_{qs}[K] \quad (4.4)$$

$$T_d[K] = \frac{3P}{4} (\lambda_{ds}^*[K] i_{qs}^*[K] - \lambda_{ds}^*[K] i_{qs}^*[K]) \quad (4.5)$$

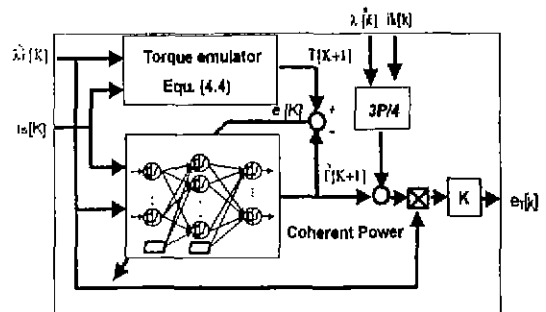


그림 4.3 신경망 토오크 관측기

5. 시뮬레이션 결과

유도 전동기를 모델은 30[hp] 능형 유도전동기로 설정하였고 제어기는 0.5[msec]의 샘플링 시간을 가지며 관측기는 10[msec]의 샘플링 시간을 갖게 설정하였다. 전류의 측정 과정 및 디지털값으로의 변화시 발생하는 오차를 0.4[%]의 백색 잡음을 인가하여 시뮬레이션을 하였고 시뮬레이션 파라미터는 표 5.1과 같다.

관측기 샘플링 주기와 반복 학습횟수는 과도시 급격한 자속변화를 학습하기 위해 고려했고 학습률은 K번째 학습을 수행 할 때에 이전의 상태값을 얼마 정도의 비중을 둘 것인가를 결정하는 요소로서 값이 크면 수렴 속도가 증가하나 실제 값 주위에서 진동하는 성질을 가지므로 적절한 값을 주어야 한다.

그림 5.1은 1800[rpm] 지령속도에 대한 퍼지속도 제어기 성능을 보여주고 있다.

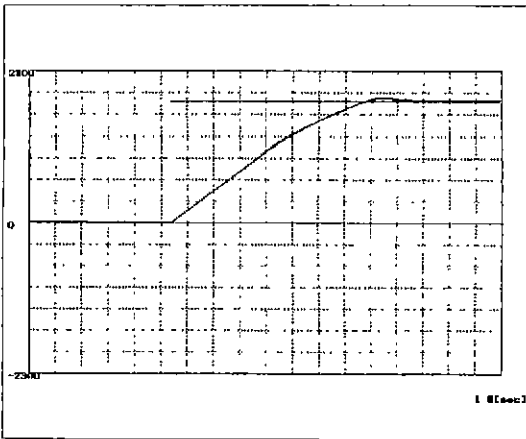


그림 5.1 퍼지제어기 속도응답

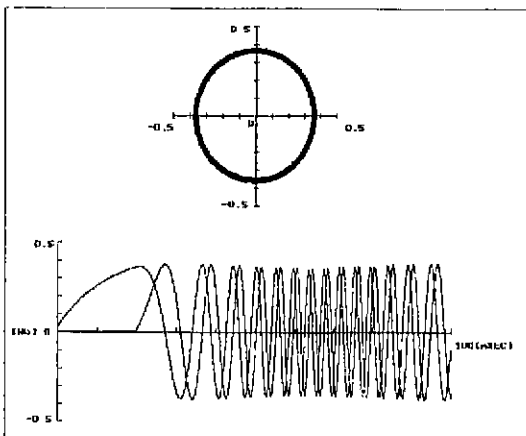


그림 5.2 D,Q축 자속과 리사주

그림 5.2에서는 회전좌표계에서의 D, Q축 자속을 나타낸다.

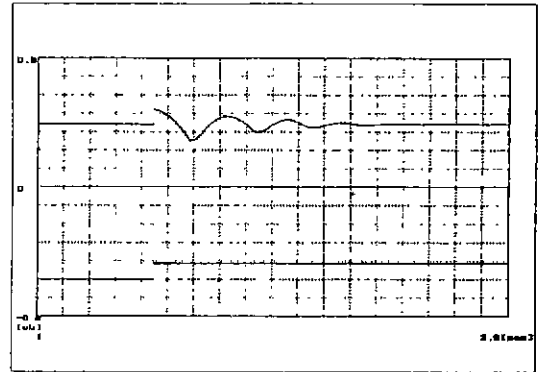


그림 5.3 외란 입력과 자속관측기 출력

그림 5.3에서는 자속과 토오크 관측기의 샘플링 주기를 모두 $5T_0$ 로 설정하였을 경우에 시정수 변화나 부하 토오크를 대변한 외란이 인가 됐을 경우 이 오차가 줄어들게 학습을하여 결국 얼마후 안정한 출력이 나옴을 보여주고 있다.

표 5.1 시뮬레이션 파라미터

시뮬레이션 파라미터	과도시		정상시	
	관측기의 샘플링 주기	$P_A T_0$	T_0	$5T_0$
	$P_T T_0$	T_0	$5T_0$	$5T_0$
신경망 반복 학습 횟수	N_A	5	1	1
	N_T	1	1	1
신경망 학습률	η_A	0.1	0.3	0.3
	η_T	0.1	0.3	0.3

4. 결 론

정확한 자속의 관측은 고성능 유도전동기 벡터제어의 중요한 상태값이다. 또한 이 시정수 관측은 유도전동기 회전자 시정수에 이용하므로 운전중에 생기는 시정수의 변화를 정확히 추정한다는 것은 가장 중요한 부분이다. 따라서 이런 문제를 해결하기 위해서 신경망 자속 관측기와 토오크 관측기로 구성된 관측기를 이용하여 유도전동기의 자속 및 토오크 다이내믹스를 각각 학습시켜서 각 시간마다 변하는 자속 및 토오크 관측기와의 오차가 감소하도록 하였다. 학습된 관측기는 벡터제어와 함께 동작하며 오차역전파 알고리즘을 이용하여 온라인으로 학습시켰다. 시뮬레이션을 통하여 제안된 관측기는 과도상태나 정상상태에서의 급격한 변화에서도 강인한 성능을 나타냄을 보여주고 있다.

참 고 문 헌

[1] Kumpati S. Narendra & Kannan Parthasarathy , "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", IEEE Trans. on Neural Network, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, March, 1991.

[2] D.H. Nquyen B. Widrow, "Neural Network for Self-Learning Control System," IEEE Control system Mag., vol. 10, pp.18~23, April, 1990

[3] Ying-Shich Kung and Chang-Ming Liaw , "A Fuzzy Controller Improving a Linear Model Following Controller for Motor Drives" IEEE Tran on Fuzzy systems, vol. 2, No. 3, August 1994.