

유도전동기 구동을 위한 신경망 적응 관측기에 대한 연구

전 회중, 김 병진*, 손 진근, 정 을기, 김 진상
 숭실대학교 전기공학과

A Study on the Neural Adaptive Observer for I.M. Drives

Hi-Jong Jeon · Beung-Jin Kim · Jin-Geun Son · Eull-Gi Jeong · Jin-sang Kim

Soong Sil University, Dept. of Electrical Engineering

ABSTRACT

In this article a neural network adaptive observer is proposed and applied to the case of induction motor control. The high performance vector control drives require exact knowledge of rotor flux. Because rotor time constant is needed to observe rotor flux, the accurate estimation of rotor time constant is important. For these problems, proposed observer which comprises neural network flux observer and neural network torque observer is trained to learn the flux dynamics and torque dynamics and subject 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

유도전동기의 제어기술은 1972년 F.Blaschke가 처음으로 교류전동기를 타여자 직류전동기처럼 제어 자속과 회전자 자속 사이의 간섭이 일어나지 않도록 제어하는 벡터제어(Vector control)방식을 제안한 이후, 그 성능 향상에 있어서 큰 진전이 있었다. 순시 토크 제어 수단인 벡터 제어를 원활히 수행하기 위해서는 유도전동기의 회전 자속에 대한 정확한 각가속도 정보가 필수적이다.

유도전동기 제어에 있어서 파라미터의 비선형성과 시간에 따른 변화 및 측정하기 어려운 상태변수는 정확한 제어를 불가능하게 하는 요소이다, 이러한 제어의 어려움을 ACT(Adaptive Control Technology)로 플랜트 파라미터의 변화에 따른 상태변수 추정 오차를 줄여 강인제어를 할 수 있었다. 그러나 오차를 줄여가는 적응알고리즘(Adaptive Algorithm)의 복잡성 때문에 쉽게 적용하기 힘들었다.

본 연구에서는 최근 신경망을 이용한 비선형 적응제어 기법인 NACT(Neural Adaptive Control Technology)를 이용하여 복잡한 알고리즘을 간략화하며, 플랜트의 입,출력 정보를 이용한 비선형모델링로 고성능 유도전동기제어에 적용하였다.^{1,2)} NACT기법을 이용한 관측기는 회전자 자속과 토크를 각각 학습한 두 개의 신경망으로 이루어진다. 적응제어는 토크 관측오차를 기초로 이루어진다. 이 오차신호는 연결강도를 바꾸어 신경망 관측기가 회전자 시정수의 변화를 추종하도록 하여 유도전동기 시정수 변화에

강인성을 시뮬레이션을 통하여 입증하였다.

2. 신경망 관측기의 고찰

2.1 적응 관측방법

기존의 전향보상방식의 자속관측기는 회전자 정수의 변화에 따라 정확한 관측이 불가능하여 성능저하를 유발시키는 단점이 있다. 이러한 문제점은 그림 2.1과 같은 적응 관측기법을 이용하여 플랜트의 오차를 최소화하여 플랜트의 상태를 잘 추종할 수 있도록 관측기의 구조를 변경해 제어할 수 있지만 다양한 조건에서도 관측기의 상태를 플랜트의 상태에 강인하고 안정되게 근사화시키는 알고리즘이 복잡하여 구현이 힘들다.

이 문제를 해결하기 위하여 NACT 따라서 플랜트의 상태 정보를 이용하여 신경망 관측기를 학습시켰다. 다층구조의 신경망의 학습은 시스템 동정(identification)과 같은 과정이라 할 수 있다.

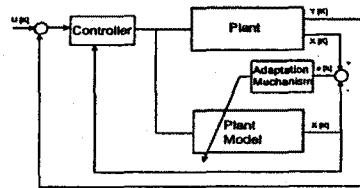


그림 2.1 신경망 관측기 구성도

2.2 신경망 적응 관측기의 구성

유도 전동기의 동특성은 자속 각속도(ω_r [K])로 회전하는 회전좌표계와 고정좌표계의 벡터공간에서 표현 될 수 있다. 고정좌표계에서 회전좌표계로의 변환은 자속각(θ_r [K])을 이용하여 식 (2.1)과 같이 쉽게 변환 할 수 있다.

$$M(\theta_r [K]) = \begin{pmatrix} \cos(\theta_r [K]) & \sin(\theta_r [K]) \\ -\sin(\theta_r [K]) & \cos(\theta_r [K]) \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

유도전동기의 회전자 시정수 계산은 운전중에 온라인으로 관측하여 식 (2.2)를 이용하여 신경망 자속 관측기와 토크 관측기를 학습에 사용된다. 이때 \hat{T}_r 이 실제 T_r 에 수렴하도록하여 관측기가 실제의 자속 및 토크모델에 근사화 시키도록 오차역전파(backpropagation) 알고리즘을 이용했다. 이러한 시정수의 변화가 매우 천천히 이루어지므로 400 [ms]의 샘플링 시간을 갖으며 $\hat{\omega}_r$ [K] 이 실제값

($\omega_{sl}[K]$)에서 진동하므로 필터를 이용하여 $i_{qs}(avg)$, $\widehat{\omega}_{sl}(avg)$ 를 각각 얻을 수 있다.

$$\widehat{T}_r[K] = \frac{L_m i_{qs}(avg)[K]}{\widehat{\lambda}_r[K] \omega_{sl}(avg)[K]} \quad (2.2)$$

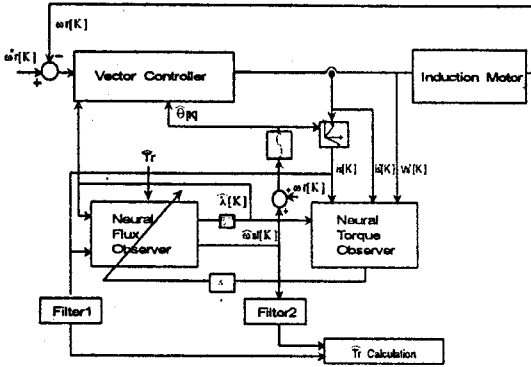


그림 2.3 시스템 구성도

그림 2.3에서는 제한된 관측기를 보여주고있다. 신경망 관측기는 신경망 자속 관측기와 신경망 토크 관측기로 구성하였다. 이러한 관측기는 병렬로 위치하여 좌표변환이나 제어기의 중요한 정보인 $\widehat{\theta}_e[K]$ 를 관측한다.

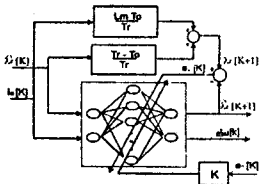


그림 2.4 신경망 자속 관측기

그림 2.4는 신경망 자속 관측기로 식 (2.3)으로 표현되는 자속모델의 동특성을 학습한다. 입력은 토크분 자속분 고정자 전류($i_{qs}[k]$, $i_{ds}[k]$)와 자속($\widehat{\lambda}_r[k]$)이며, 출력으로는 $\widehat{\lambda}_r[k+1]$ 과 $\widehat{\omega}_{sl}[k]$ 이다. 관측된 슬립 속도($\widehat{\omega}_{sl}[K]$)와 회전자 속도($\omega_r[k]$)을 더하여 자속각($\widehat{\theta}_e[k]$)를 알아낸다. 여기서 T_0 은 샘플링 시간이다.

$$\widehat{\lambda}_r[k+1] = \widehat{\lambda}_r[k] \left(\frac{1-T_0}{T_r} \right) + i_{ds}[k] \left(L_m \frac{T_0}{T_r} \right) \quad (2.3)$$

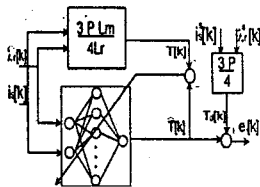


그림 2.5 신경망 토크 관측기

이와 유사하게 그림 2.5에서는 신경망 토크 관측기에서는 식 (2.5)으로 표현되는 토크모델의 동특성을 학습한다. 관측된 자속($\widehat{\lambda}_r[k]$)과 측정전류를 이용하여 계산

된 회전자표계에서의 순시 토크값($T[K]$)과 신경망 관측기의 출력 토크($\widehat{T}[K]$)의 오차가 줄어들도록 가중치를 바꾸어 준다. 또한 고정자 전압을 측정하여 적분한 고정자 자속($\lambda_{ds}^s[K]$)과 측정전류($i_{ds}^s[K]$)를 이용해 토크($\widehat{T}_d[K]$)를 알 수 있고 이 값과 신경망 관측기의 출력과의 오차($e_T[K]$)를 이용하여 신경망 자속 관측기를 다시 학습시킨다.

$$\lambda_{ds}^s[k+1] = \lambda_{ds}^s[k] + (V_{ds}^s[k] - R_s i_{ds}^s[k]) T_0 \quad (2.4)$$

$$T[K] = \frac{3PL_m}{4L_r} \widehat{\lambda}_r[K] i_{qs}[K] \quad (2.5)$$

$$T_d[K] = \frac{3P}{4} (\lambda_{ds}^s[K] i_{qs}^s[K] - \lambda_{ds}^s[K] i_{ds}^s[K]) \quad (2.6)$$

2.3 신경망 관측기의 오차수정 방법

신경망 관측기의 주목적은 고성능제어를 위하여 자속분 전류와 토크분 전류의 이상적으로 분리(decoupling)를 유지하는 일이다. 이를 위하여 $\widehat{\omega}_{sl}[K]$ 를 토크 오차를 이용하여 지속적으로 조정한다.

신경망 자속 관측기와 고정자 관측기의 온라인 학습은 각각 $P_1 T_0$ 와 $P_T T_0$ 샘플링 동안에 이루어진다. 여기서 P_1 와 P_T 는 각 관측기의 학습횟수이며 T_0 는 관측기의 샘플링 시간이다. 신경망 자속 관측기의 학습은 자속모델과 신경망 자속 관측기의 오차($e_\lambda[k]$)를 이용하여 이루어지고 신경망 토크 관측기의 학습은 마찬가지로 토크 모델과의 오차($e_T[k]$)를 이용하여 학습한다. 여기서 g 는 조정 계수이다.

$$K = \widehat{\omega}_e[k] g \quad (2.7)$$

매 시간에 신경망 관측기의 출력 오차는 신경망을 통하여 오차역전파 알고리즘에 따라서 가중치를 바꾼다. 학습은 식 (2.8)의 평가지수를 최소화 한다.

$$E = \frac{(K^2 e_T[K]^2 + e_\lambda[K]^2)}{2} \quad (2.8)$$

3. 시뮬레이션 결과

유도 전동기를 모델은 30hp 농형 유도전동기로 설정하였고 제어기는 0.5msec의 샘플링 시간을 가지며 관측기는 10 msec의 샘플링 시간을 갖게하였다. 전압과 전류의 측정 과정 및 디지털값으로의 변화시 발생하는 오차를 0.4% 정도의 백색 잡음을 인가하여 시뮬레이션을 하였다.

전체 시뮬레이션은 벡터 제어기와 신경망 적응 관측기 및 시정수 계산이 동시에 이루어 진다. 제한된 관측기의 성능은 관측기의 학습횟수(P_1 , P_T), 온라인 학습시 신경망의 학습 반복횟수(N_λ , N_T) 및 신경망의 학습율(η_λ , η_T)에 의해 영향을 받는다. 먼저 학습횟수가 많으면 정확한 학습이 이루어지고 따라서 전체 시스템의 성능이 향상되지만 속도가 떨어진다. 따라서 본 연구에서는 변화가 심한 과도시에는 낮은 학습횟수를 주었고 시스템이 정상시에는 학습횟수를 줄였다. 따라서 과도시간동안에 $P_\lambda = P_T = 1$ 로 설정하여 관측기의 추종성능을 극대화 시켰고 정상상태에서는 $P_\lambda = P_T = 5$ 로 설정하여 계산양을 줄여 시스템의 속도를 향상시킬 수 있었다. 신경망의 학습 반복횟수도 역시 학습횟수와 같은 역할을 하므로 과도시에는 $N_\lambda = 5$, $N_T = 1$ 로 정상시에서는 N

$\lambda = N_T = 1$ 로 설정하였다. 신경망의 학습율은 $K+1$ 번째 학습을 할 때에 이전의 상태 K 번째의 상태값을 얼마 정도의 비중을 둘 것인가를 결정하는 요소로서 값이 크면 수렴 속도가 증가하나 실제 값 주위에서 진동하는 성질을 가지므로 적절한 값을 주어야 한다. 오프라인 학습시 학습속도를 높이기 위해 학습율을 바꾸어가며 학습시키는 적응 학습율(adaptive learning rate) 기법을 이용하여 학습시간을 단축하므로 온라인 학습시에는 과도시에는 $\eta_\lambda = 0.1$ 과 $\eta_T = 0.1$ 그리고 정상시에서는 $\eta_\lambda = 0.3$, $\eta_T = 0.3$ 으로 설정하였다.

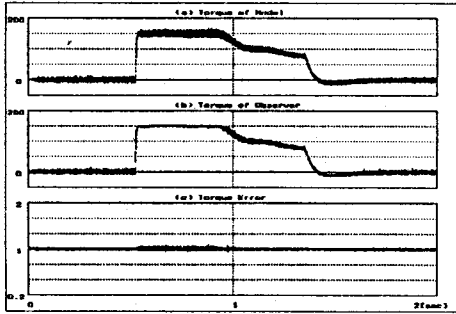


그림 3.1 토오크 모델, 토오크 관측 출력 및 오차 ($P_\lambda = P_T = 3$)

그림 3.1에서는 정상동작시의 학습횟수를 3으로 설정하여 작은 학습을 했을 경우에 실제 토오크와 신경망 적용 토오크 관측기의 출력 토오크와의 오차는 매우 작은 것을 볼 수 있다. 그러나 그림 3.2와 같이 학습횟수를 5로 증가하면 토오크가 많이 변화하는 약제자 부분에서 추종 성능이 현저히 떨어짐을 볼 수 있었다.

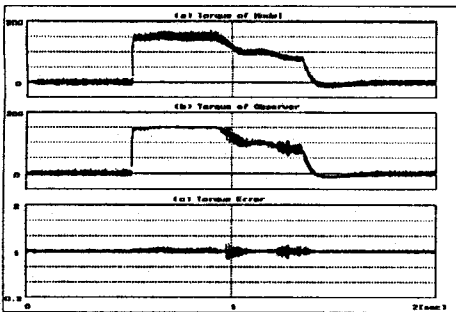


그림 3.2 토오크 모델, 토오크 관측 출력 및 오차 ($P_\lambda = P_T = 5$)

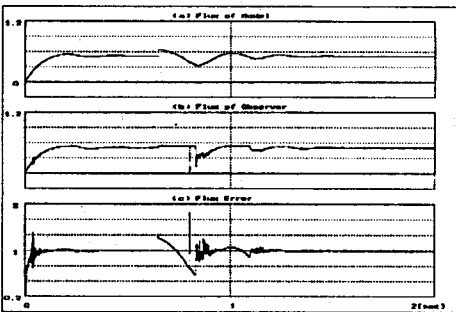


그림 3.3 시정수 변화시 자속 모델, 자속 관측 출력 및 오차 ($P_\lambda = P_T = 5$)
그림 3.3에서는 회전자 시정수를 0.7초 후에 인위적으로 2.5배 변화시키었다. 과도시 생기는 오차는 오프라인 학습시 이 부분이 정확한 학습이 아니었다는 것을 보여주고 있

다. 이때 자속모델에서는 갑작스러운 시정수 변화로 자속이 급격히 변하는 것을 볼 수있으며, 자속 관측기에서는 오차를 감소시키는 방향으로 학습이 이루어져서 약 1.3초 후에는 오차가 줄어들었음을 볼 수있다. 그림 3.3(c)는 자속 모델과 관측기 출력의 비를 나타내고있다.

그림 3.4는 약 0.7초 후에 전압 또는 전류를 측정할 때에 센서의 측정 오차와 갑작스러운 부하변동의 외란을 대변한 오차를 인가 했다. 역시 짧은 시간에 외란으로 생기는 오차를 줄여 나가는 모습을 보여주고있다.

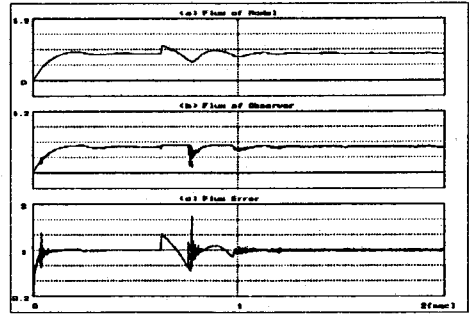


그림 3.4 외란에 따른 자속 모델, 자속 관측 출력 및 오차 ($P_\lambda = P_T = 5$)

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 관측기와와의 오차가 감소하도록 하였다. 학습된 관측기는 벡터제어와 함께 동작하며 오차역전파 알고리즘을 이용하여 온라인으로 학습시켰다. 시뮬레이션을 통하여 제안된 관측기는 과도상태나 정상상태에서의 급격한 변화에서도 강한 성능을 나타냄을 보여주고있다.

향후 제안된 관측기는 80170ETANN같은 병렬처리 전용 프로세서를 이용하면 신경망에서 소요되는 계산량과 시간을 대폭 줄여 구현할 수 있을 것이다..

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. Nguyen B. Widrow, "Neural Network for Self-Learning Control System," IEEE Control system Mag., vol. 10, pp.18-23, April, 1990
- [3] Kazuo Shimane, Shigeru Tanaka, Susumu Tanaka, "Vector Controlled Induction Motor Using Neural Network ", T.IEE Japen., vol. 113-D, No. 10, 1993.
- [4] Robert D.Lorenz & Donald B.Lawson "A Simplified Approach to Continuous On-Line Tuning of Field-Oriented Induction Machine Drives," IEEE Trans on Ind. Appl., vol. 26, No. 3, May/June, 1984