

신경망을 이용한 유도전동기-인버터 시스템의 효율향상

*류 준형 **이 승철 **최 의 **김 광배 *이 광원
 *아주대학교 전자공학부 **한국과학기술연구원 지능제어연구센터

Efficiency Improvement of Inverter Fed Induction Machine System Using Neural Network

*Joon-Hyoung Ryu. **Seung-Chul Lee. **Ick Choy. **K. B. Kim. *K. W. Lee.

*School of Electronics Engineering. AJQU Univ. **Intelligent System Control Research Center. KIST

Abstract - This paper presents an optimal efficiency control for the inverter fed induction machine system using neural network. The motor speed and the load torque vary the efficiency characteristics of an induction motor. The optimal slip frequency has nonlinearity varied by the load torque as well as the motor speed. The induction motor is driven using the inverter system and the indirect vector control method which input is slip frequency. The neural network for estimating the optimal slip frequency has two input layer(the motor speed and the load torque) and one output layer(the optimal slip frequency that minimize the input power). Learning algorithm of the neural network is the back-propagation. Using the equivalent circuit including the nonlinearity of the induction motor, the loss reduction is analyzed quantitatively. Experimental results are shown noticeable power savings by proposed scheme in high speed and light load conditions.

가정할 때, 제어 가능한 손실의 합(P_i)은 고정자 전압과 주파수에 의해 최소가 되도록 제어할 수 있다. P_i 를 그림 1의 유도전동기 등가회로부터 계산하면 식 (1)과 같다.

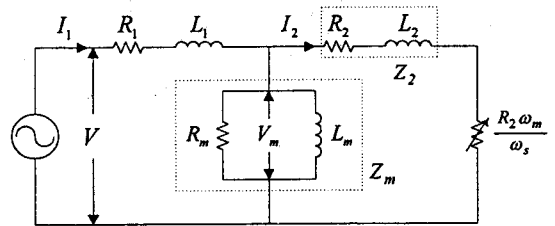


그림 1. 유도전동기의 상당 등가회로

$$P_i = P_\sigma + P_{cr} + P_i$$

$$= |I_1|^2 R_1 + |I_2|^2 R_2 + \frac{|V_m|^2}{R_m}$$

$$= \frac{2\pi T(f - 60N/N_s)}{R_2 N_s} \left[\left| \frac{Z_2 + Z_m}{Z_m} \right|^2 R_1 + R_2 + \frac{|Z_2|^2}{R_m} \right]$$

P_σ : 고정자 동손 P_{cr} : 회전자 동손 P_i : 철손

여기서 Z_2 와 Z_m 이 주파수와 슬립의 함수이므로, 식 (1)에서 P_i 는 주어진 전동기 속도와 부하토크에 대해 주파수만의 함수이다.

$$\frac{\partial P_i(T, f, N)}{\partial f} \Big|_{T, N} = 0$$

주어진 부하조건 (T, N)에 대해 식 (2)를 이용해서 P_i 를 최소화하는 최적 슬립주파수를 찾을 수 있다. 그러나 온도변화나 자속포화로 인한 저항성분의 변화와 자화 리액턴스 같은 기계상수의 변화는 선형 모델을 기초로 한 위의 해석에서는 무시되었다. 실제에서는 자속포화효과가 최적 운전조건을 결정하는데 상당한 영향을 끼친다. [3] 따라서 최적 동작점을 얻기 위해서는 온도에 따른 저항성분의 변화와 리액턴스의 포화를 고려한 완전한 모델이 필요하게 된다. 자속포화를 고려한 비선형 모델의 경우 자속변화에 따라서 등가회로의 R_m 과 X_m 의 값이 변하게 되고, 변화량은 다음 식으로 결정된다. [4]

$$R_m = \frac{KR_m}{\beta_s(1+s)/f + \beta_s(1+s^2)}$$

$$X_m = KX_m \times X_{m0}$$

여기서 KR_m 과 KX_m 은 실험적으로 얻어진 계수이고, β_s 와 β_s' 의 값은 각각 정격 주파수에서 자속에 대한 고정자에서의 히스테리시스와 와전류 손실성분을 나타낸

1. 서 론

유도전동기에는 주어진 부하조건(회전자 속도, 부하토크)하에서 전력손실을 최소화하는 고정자 전압과 주파수의 조합이 있다. 그런데 전압도 주파수에 따라 변하는 변수이므로 결국 주파수를 가지고 전력 손실을 제어할 수 있다. [1] 유도전동기의 자속포화 효과를 고려한 비선형 모델을 이용하여 효율특성을 살펴보면 최적 슬립주파수가 전동기 속도뿐만 아니라 부하 토크에 따라서도 변화하는 특성을 가지고 있다. 본 연구에서는 신경회로망을 이용하여 주어진 부하조건하에서 전력손실을 최소화 하는 최적 슬립주파수를 찾아내어 제어입력으로 줌으로써 최적 효율운전을 할 수 있는 방법을 제안하였다. 신경회로망은 속도와 부하토크를 입력으로 받아 입력전력이 최소가 되는 최적 슬립 주파수를 출력하도록 구성하였으며 학습방법으로는 오차 역전파 학습 알고리즘을 사용했다. 유도전동기는 비선형 다변수 시스템이기 때문에 신경회로망을 사용했을 경우 비선형 모델뿐만 아니라 전동기 상수 변화에도 적용적으로 최적 효율운전을 할 수 있다. [2] 실험을 통한 고속, 경부하 영역에서의 효율향상 결과로부터 효율성을 입증하였다.

2. 유도전동기의 효율특성

유도전동기의 운전특성은 속도(N), 전압(V), 주파수(f)에 의해 결정되며 전동기 속도와 부하토크에 의해 정해지는 유도전동기의 한 동작점에서 전력손실을 최소화 하는 전압과 주파수의 조합을 찾을 수 있다. [3] 유도전동기의 손실 중 마찰 및 풍손 그리고 표유부하손실이 일정한 속도일 때는 부하토크에 따라서 변하지 않는다고

다. 그림 2는 부하토크와 전동기 속도에 따른 운전조건에서의 최적 슬립주파수의 변화를 자속포화효과를 고려한 비선형모델과 고려하지 않은 선형모델의 경우에 대하여 계산한 것이다.

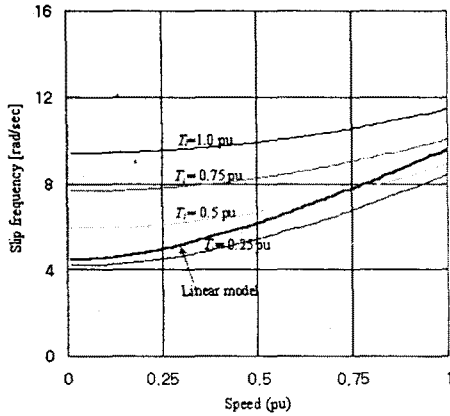


그림 2. 선형과 비선형 모델의 최적 슬립주파수

계산한 결과를 보면 선형모델에 있어서 최적 슬립주파수는 부하에 관계없이 속도에 따라 선형적으로 증가한다. 자속포화효과를 고려한 비선형 모델에서는 같은 부하조건에서 최적 슬립주파수의 증가폭이 선형모델보다 적고, 최적 슬립주파수가 부하에 따라 변한다. 이것은 주어진 주파수에서 자속포화효과를 무시한다면 모든 부하토크 영역에서 유일한 최적 슬립주파수가 존재하지만 자속포화효과를 고려했을 경우에는 최적 고정자 전압이 부하토크에 따라 증가하기 때문에 전원부 임피던스는 부하에 따라 변하는 값이 되므로 최적 슬립주파수는 부하에 따라 변하게 된다. 그러므로 전동기 속도와 부하토크에 의해 효율운전 특성이 결정된다는 것을 알 수 있다.

3. 신경망 제어기

본 연구에서는 기계변수의 변화에 강하고 어떤 임의의 기계에도 적용할 수 있는 신경망을 이용한 최적효율 제어기 설계가 제안된다. 제안된 설계의 원리는 슬립 주파수가 측정된 입력전력이 감소하도록 연속적으로 조절되어지는 것이다. 신경망의 학습방법은 오차 역전파 학습 알고리즘을 변형해서 사용했다. 실제 유도 전동기의 온라인 제어 시에 기대치를 구할 수 없기 때문에 오차함수를 기대치와 출력 값에 대한 차의 자승의 합으로 표현하지 않고, 단순히 입력전력을 최소화하는 방향으로 연결강도와 바이어스를 조정하도록 신경회로망을 구성했다. [5]

신경망은 두 개의 입력(속도(w)와 토크(T))을 가진 입력층과 하나의 출력(슬립 주파수(w_{ij}))을 가진 출력층, 그리고 다섯 개의 은닉층으로 구성된다. 학습을 통한 출력층 연결강도의 갱신 수식표현은 다음과 같다.

$$no_k = \sum_j w_{jk} Z_j + \gamma_k \quad (5)$$

$$Y_k = f(no_k) \quad (6)$$

식 (5)와 같이 은닉층의 출력과 연결강도를 각각 곱하여 바이어스를 더한 후, 식 (6)과 같이 활성화 함수를 통과시키면 출력이 얻어진다. 여기서 출력층의 입력 연결강도를 갱신하기 위해서는 식 (5)의 결과를 활성화 함수의 미분치와 곱하고 전동기의 속도의 변화에 대하여 입력전력의 변화가 감소하는 방향으로 향하도록 개환한다. 여기에 은닉층의 결과와 학습률을 곱한다. 또한 '모

멘텀' 방법을 부가하여 연결강도의 현재 값과 과거 값의 변화율을 개환시킴으로써 수렴속도를 향상시켰다. 아래 식은 입력전력과 속도의 변화를 그리고 모멘텀 방법을 모두 부가한 것이며, 다음의 수식에서는 오차 역전파 학습 알고리즘의 기본식을 정리하였다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{jk} &= -\alpha \frac{\partial P_{in}}{\partial w_{jk}} = -\alpha \frac{\partial P_{in}}{\partial w_s} \frac{\partial w_s}{\partial no_k} \frac{\partial no_k}{\partial w_{jk}} \\ &= -\alpha \frac{\partial P_{in}}{\partial w_s} f'(no_k) Z_j = -\alpha \delta_k Z_j \end{aligned} \quad (7)$$

$$\delta_k = \frac{\partial P_{in}}{\partial w_s} f'(no_k) \quad (8)$$

은닉층 연결강도의 갱신 알고리즘을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$nh_j = \sum_i v_{ij} Z_i + \theta_j \quad (9)$$

식 (9)와 같이 은닉층의 출력과 연결강도를 각각 곱하여 바이어스를 더한 후 식 (10)과 같이 활성화 함수를 통과시키면 출력이 얻어진다.

$$Z_j = f(nh_j) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \Delta v_{ij} &= -\alpha \frac{\partial P_{in}}{\partial v_{ij}} = -\alpha \frac{\partial P_{in}}{\partial nh_j} \frac{\partial nh_j}{\partial v_{ij}} \\ &= -\alpha \frac{\partial P_{in}}{\partial Z_j} \frac{\partial Z_j}{\partial nh_j} \frac{\partial nh_j}{\partial v_{ij}} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} &= -\alpha \sum_k \left(\frac{\partial P_{in}}{\partial nh_k} \frac{\partial nh_k}{\partial Z_j} \right) \frac{\partial Z_j}{\partial nh_j} \frac{\partial net_j}{\partial v_{ij}} \\ &= -\alpha \sum_k (\delta_k w_{jk}) f'(nh_j) X_i = -\alpha \sigma_j X_i \\ \sigma_j &= \sum_k (\delta_k v_{jk}) f'(nh_j) \end{aligned} \quad (12)$$

은닉층과 출력층의 바이어스 강도는 다음 식과 같이 갱신한다.

$$\gamma_k = \gamma_k + \alpha \delta_k \quad (13)$$

$$\theta_j = \theta_j + \alpha \sigma_j \quad (14)$$

보통 오차 역전파 학습 방법은 적은 학습률과 은닉층의 많은 신경세포 개수 때문에 느리다. 실제 전동기를 제어하기 위해서는 제어기의 주연산장치의 처리속도에 제한이 따르기 때문에 신경회로망의 수렴속도가 중요한 문제가 된다. 본 연구에서는 신경회로망의 수렴속도를 향상시키기 위해서 모멘텀 방법과 적응적 학습률을 사용하였다.

모멘텀 방법은 신경회로망이 국소경사 뿐만 아니라 오차함수에서의 최근경향까지 고려하도록 연결강도를 학습시킨다. 즉, 현재의 가중치 변화뿐만 아니라 이전 단계의 가중치 변화도 고려함으로써 좀 더 빨리 수렴하도록 하는 방법이다. [5] 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta W(t) &= -\eta \nabla E_t + \alpha \Delta W(t-1) \\ \eta &: \text{학습률} \quad \alpha : \text{모멘텀 학습률} \end{aligned} \quad (15)$$

적응적 학습률 방법은 연결강도를 갱신하면서 오차함수를 줄였을 경우에 다음 번에는 학습률을 감소시키고 학습률을 '0'으로 설정함으로써 좀 더 빨리 수렴하도록 한다. 왜냐하면, 전 단계의 잘못된 정보가 수렴속도를 떨어뜨리기 때문이다. [5] 실제 유도전동기 운전시스템에서 신경회로망을 이용하여 전 부하조건에서 전력손실을 최소화 하는 슬립 주파수를 빠르게 찾아냄으로써 유도전동기의 최적효율운전을 할 수 있다.

4. 실험 결과

본 연구에서 제안한 신경회로망을 이용하여 유도전동기의 최적 효율 운전 실험을 하였다. 실험에 사용된 전동기는 3상 4극 농형 회전자를 가진 유도전동기이고 전동기 상수들은 표1에 표기하였다.

표 1 . 유도전동기 정격 및 상수

4(pole) .	208(V)	29.4(A)
10(HP)	60(Hz)	1740(r/min)
$R_s = 0.164$	$L_s = 0.023$	
$R_r = 0.137$	$L_r = 0.023$	
$R_{mo} = 110.0$	$L_{mo} = 0.022$	

제어시스템은 유도전동기의 속도제어를 수행하며 신경망의 실시간 계산과 가중치의 갱신을 위하여 연산속도가 향상된 32bit DSP소자를 이용한 디지털 제어기로 구성되었다. 그림 5는 유도전동기의 속도제어를 포함하고 최적 효율운전을 하기 위해 제안된 전체 시스템 블록도이다. 신경회로망은 실시간으로 학습되며 입력은 전동기 속도와 토크 추정기를 이용해 추정된 부하토크이다. 신경회로망의 출력은 입력전력이 최소가 되는 자속성분의 기준전류를 발생하여 최적 슬립주파수를 출력하게 된다. 유도전동기 운전은 인버터 시스템을 이용하고 슬립을 제어입력으로 하는 간접벡터 방식을 사용하였다. 그림 3은 무부하일 경우, 그리고 그림 4는 약 10%부하일 경우의 슬립주파수와 입력전력의 변화를 보여준다.

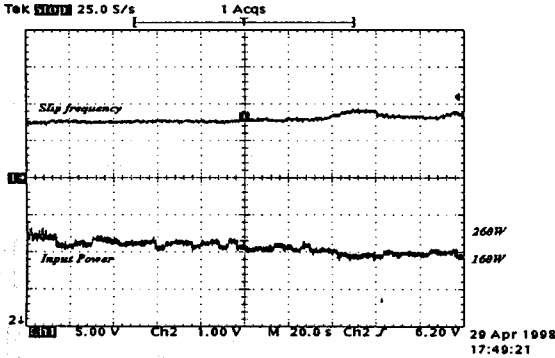


그림 3 . 무부하(약100W정도 입력전력 감소)

5. 결 론

유도전동기-인버터 시스템의 구동시 효율향상을 위한

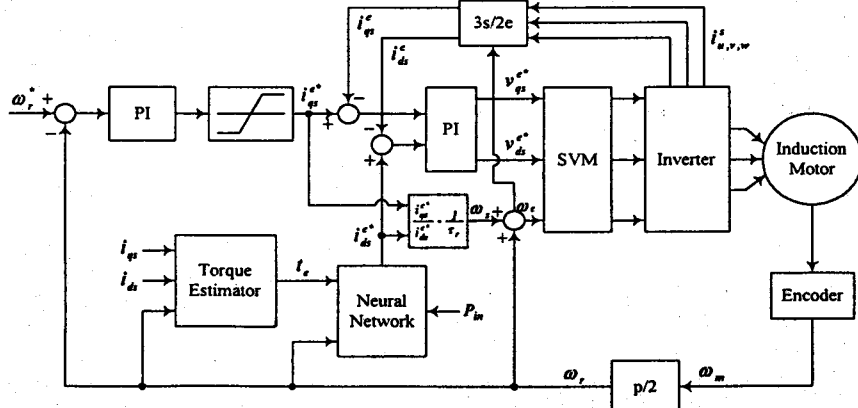


그림 5 . 최적 효율운전 시스템 블록도

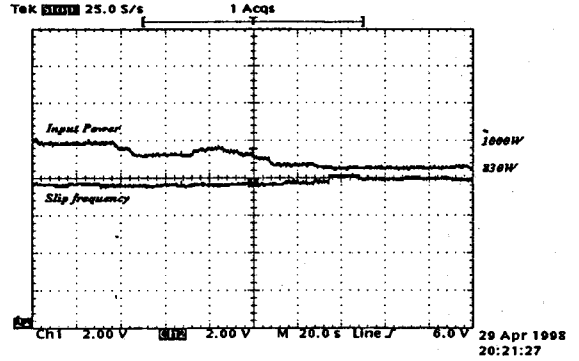


그림 4 . 10%부하(약170W정도 입력전력 감소)

여 신경회로망을 부가한 운전방법을 제안하고 실험결과를 보였다. 유도전동기의 비선형성을 포함한 등가회로를 이용하여 유도전동기의 효율특성을 정량적으로 분석하였다. 제어부는 신경회로망 제어기를 이용하여 주어진 부하토크와 전동기 속도에서 측정된 입력전력을 근거로 하여 손실이 최소가 되도록 슬립주파수를 적응적으로 조절하도록 구성하였다. 인버터 시스템은 슬립을 제어입력으로 하는 간접벡터 제어방식을 사용하였고, 실험결과를 통하여 고속, 경부하 영역에서의 효율성을 입증하였다.

(참 고 문 헌)

- [1] Alexander Kusko, "Control Means for Minimization of Losses in Ac and DC Motor Drives", IEEE Trans. IA, Vol.19, No.4, Jul/Aug 1983.
- [2] Ick Choy, "On-Line Efficiency Optimization Control of a Slip Angular Frequency Controlled Induction Motor Drive Using Neural Networks", IEEE IECON, Vol.2, pp.1216-1221, 1996.
- [3] Daniel Kirschen, "Minimizing Induction Motor Losses by Excitation Control in Variable Frequency Drives", IEEE Trans. IA, Vol.20, No.5, pp 1244-1250, Sep/Oct 1984.
- [4] T.W.Jian, "Characteristic Induction Motor Slip Values for Variable Voltage Part Load Performance Optimization", IEEE Trans. PAS, Vol.102, No.1, Jan, 1983.
- [5] Rumelhart DE, Learning internal representation by error propagation. In: Rumelhart DE, McClelland JL and the PDP Research Group Parallel distributed processing, Vol.1, Chap 8, MIT Press, Cambridge, Mass
- [6] T.P.Vogl, "Accelerating the Convergence of the Back-Propagation Method", Biol. Cybern., 59, pp.257-263, 1988.