

신경회로망을 이용한 유도전동기의 센서리스 속도제어

김 종 수* · 김 덕 기** · 오 세 진** · 이 성 근*** · 유 희 한*** · 김 성 환***

Sensorless Speed Control of Induction Motor by Neural Network

J-S Kim* · D-G Kim** · S-J Oh** · S-G Lee*** · H-H Yoo*** · S-H Kim***

Key words : Vector control(벡터제어), Neural networks(신경회로망), Speed estimation method(속도추정방식), Supervised learning methods(감독학습방법), back-propagation technique(역전파기법)

Abstract

Generally, induction motor controller requires rotor speed sensor for commutation and current control, but it increases cost and size of the motor. So in these days, various researches including speed sensorless vector control have been reported and some of them have been put to practical use. In this paper a new speed estimation method using neural networks is proposed. The optimal neural network structure was tracked down by trial and error, and it was found that the 8-16-1 neural network has given correct results for the instantaneous rotor speed. Supervised learning methods, through which the neural network is trained to learn the input/output pattern presented, are typically used. The back-propagation technique is used to adjust the neural network weights during training. The rotor speed is calculated by weights and eight inputs to the neural network. Also, the proposed method has advantages such as the independency on machine parameters, the insensitivity to the load condition, and the stability in the low speed operation.

1. 서 론

유도 전동기의 고성능, 고정밀 속도제어를 실현하기 위해서는 회전자에의 정확한 속도정보가 필요하며 이는 리졸버, 엔코더 등의 기계적인 센서를

이용하여 얻을 수 있다. 하지만, 이들 센서들을 사용하여 정밀한 속도정보를 얻는다는 운전속도에 따라서 한계를 가질 수 있으므로 구동 시스템의 성능향상에 문제 요소로 작용하게 된다. 그리고 구동 장치의 설치 환경에 따라 센서를 취부하는 것이 허

* 한국해양대학교 전임연구교수
** 한국해양대학교 대학원 박사과정
*** 한국해양대학교 교수

용되지 않거나, 구동시스템의 가격상승과 신뢰도 및 외란에 대한 강인성을 감소시킨다.

이러한 문제점들을 해소하기 위해 센서리스 속도제어방식^[14]에 관한 연구가 진행되었으며, 초기에는 고정자 전압과 전류값에 의해 자속을 추정하고 전류와 추정 자속값을 이용하여 회전자 속도정보를 얻는 방식을 취해 왔으나, 요즘에는 보다 더 정확하고 강인성을 가지는 속도추정 및 센서리스 제어방식들이 발표되고 있다.

그러나, 기존의 센서리스 속도제어 방식에서는 극 저속 영역이나 파라미터 변동시에 강인한 제어 성능을 얻기가 어려움을 알 수 있다. 이로 인해 최근에는, 학습을 통해 연결가중치를 조정함으로써 수학적 모델을 구하기 어려운 비선형 시스템이라 할지라도 입·출력 특성을 묘사할 수 있으며, 입력 정보의 왜곡, 잡음 등에 강인한 특성을 갖는 신경회로망을 이용한 유도전동기의 속도추정에 관한 연구^{[14][15]}가 진행되고 있다. 하지만, 종전의 신경회로망을 이용한 속도추정 방식^{[14][15]}에는 모델기준적 제어의 적응메카니즘에 신경회로망을 이용하는 방식, 제어기로서 신경회로망을 이용하여 회전자 자속과 토크 및 자속각 위치를 추정하여 회전자속도를 제어하는 방식, 유도전동기의 구동과 동시에 온라인 학습을 통하여 속도를 추정하는 방식 등이 있으나 이 방식들은 저속 운전영역과 고정자 및 회전자저항의 파라미터변동, 그리고 부하인가시 추정속도에 오차가 발생한다. 따라서, 본 논문에서는 기존의 문제점들을 해소하기 위하여 신경회로망을 이용한 새로운 유도전동기의 속도추정 방식을 제안하였으며 추정속도틀을 이용하여 센서리스 속도 제어를 행하였다. 제안된 방식은 다층 퍼셉트론을 이용하며, 시뮬레이션을 통하여 미리 얻어진 입, 출력 데이터를 신경회로망의 입, 출력패턴으로 삼아 역전파 학습 알고리즘을 적용시켜 학습함으로써 최적의 연결가중치를 구하여 속도추정기를 구성하였다. 속도추정기의 구조는 16개의 노드를 갖는 1개의 은닉층으로 구성하였고 은닉층의 활성화 함수는 탄시그모이드 함수를, 출력층에는 선형함수를 사용하였다. 연결가중치와 신경회로망의 입력 데이터와의 연산에 의해 실제 회전자 속도정보를 추정하였다. 이 방식은 기존의 방식들과 달리

이상적인 시뮬레이션을 통해 얻어진 고정자 전압과 전류 및 회전자 속도를 이용하여 오프라인으로 학습이 이루어지므로 학습에 필요한 입력 및 출력 패턴의 데이터 개수를 충분히 이용할 수 있다. 또한, 폭 넓은 속도 범위에서 신경회로망의 학습이 이루어져, 기존의 속도추정 알고리즘들이 가지는 복잡성과 극 저속 영역이나 파라미터 및 부하의 변동 등 운전 환경에 대한 의존성의 문제를 극복할 수 있었다.

2. 신경회로망을 이용한 유도전동기의 속도추정

본 논문에서는 전동기의 수식 모델을 통해서 얻어진 입·출력 데이터를 사용하여 학습함으로써 비선형성을 갖는 유도전동기의 회전자 속도를 추정한다. 먼저, 속도 추정을 위한 입·출력 데이터 수집을 위해서 유도전동기의 전압, 토크 및 기계장정식이 요구되며 제어기법이 정의되어야 한다.

2.1 전동기 수식모델

신경회로망의 입, 출력 데이터는 전동기 수식모델로부터 얻어지며 유도전동기의 고정자측에서 측정되므로 고정좌표계상의 값들을 이용한다. 고정좌표계상의 전압방정식은 아래 식과 같이 나타낼 수 있다^{[14][16]}.

$$\begin{bmatrix} v_{\alpha s} \\ v_{\beta s} \\ v_{\alpha r} \\ v_{\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 & 0 \\ 0 & \omega_r L_m & R_r & \omega_r L_r \\ -\omega_r L_m & 0 & -\omega_r L_r & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \\ i_{\alpha r} \\ i_{\beta r} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_s & 0 & L_m & 0 \\ 0 & L_s & 0 & L_m \\ L_m & 0 & L_r & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_r \end{bmatrix} \cdot \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \\ i_{\alpha r} \\ i_{\beta r} \end{bmatrix} \quad (1)$$

식(1)을 전류에 대한 식으로 정리하면 식(2)가 된다.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \\ i_{\alpha r} \\ i_{\beta r} \end{bmatrix} = \frac{1}{L_{\sigma}^2} \begin{pmatrix} L_r & 0 & -L_m & 0 \\ 0 & L_r & 0 & -L_m \\ -L_m & 0 & L_s & 0 \\ 0 & -L_m & 0 & L_s \end{pmatrix} \begin{bmatrix} v_{\alpha s} \\ v_{\beta s} \\ v_{\alpha r} \\ v_{\beta r} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -R_s L_r & w_r L_m^2 & R_r L_m & w_r L_r L_m \\ -w_r L_m^2 & -R_s L_r & -w_r L_r L_m & R_r L_m \\ R_s L_m & -w_r L_s L_m & -R_r L_s & -w_r L_s L_m \\ -w_r L_s L_m & R_s L_m & w_r L_s L_r & -R_r L_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \\ i_{\alpha r} \\ i_{\beta r} \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, 농형 유도전동기의 경우 회전자 전압 $v_{\alpha r}, v_{\beta r}$ 은 "0"이다.

또한, 신경회로망의 출력 데이터로 사용되는 회전자 각속도를 구하기 위해서는 토크방정식 식(3) 및 기계방정식 식(4)를 사용한다.

$$T_e = \frac{3}{2} \frac{P}{2} L_m L_r (i_{\beta s} i_{\alpha r} - i_{\alpha s} i_{\beta r}) \quad (3)$$

$$\frac{dw_r}{dt} = -\frac{B}{J} w_r + \frac{T_e - T_L}{J} \quad (4)$$

여기서, B, J 는 마찰계수 및 관성모멘트이고, T_L 은 부하토크이다.

속도제어는 간접벡터제어 알고리즘을 적용하였다. 따라서, 동기회전 좌표계상의 전류, 슬립지령 각속도 및 회전자 자속각은 다음 식들에 의해 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_e & \sin \theta_e \\ -\sin \theta_e & \cos \theta_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$w_{sl} = \frac{1}{T_r} \frac{i_{qs}}{i_{ds}} \quad (6)$$

$$\theta_e = \int_0^t w_e dt = \int_0^t (w_r + w_{sl}) dt \quad (7)$$

2.2 신경회로망에 의한 속도추정기

본 논문에서 사용하는 신경회로망의 입력패턴 성분은 앞의 수식에서 산출된 고정자 전압, 전류 성분과 이 성분의 시간지연항인 $v_{\alpha s}(k), v_{\alpha s}(k-1),$

$v_{\beta s}(k), v_{\beta s}(k-1), i_{\alpha s}(k), i_{\alpha s}(k-1), i_{\beta s}(k), i_{\beta s}(k-1)$ 을 사용하였으며, 전동기의 수식 모델에 의해 구한 속도 $w_r(k)$ 를 목적패턴의 성분으로 이용한다. 또한, 속도추정기의 은닉층 개수와 노드수는 수차례에 걸친 시행착오를 통하여 16개의 노드를 갖는 1개의 은닉층으로 구성하였고 은닉층의 활성화함수는 Tansigmoid 함수를 사용하였으며 출력층에는 선형함수를 사용하였다.

은닉층에 사용하는 Tansigmoid 함수를 수식으로 표현하면 다음 식과 같다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (8)$$

Fig. 1은 본 논문에서 제안한 신경회로망에 의한 속도추정기의 구조이며, Fig. 2는 최적의 연결가중치를 구하는 시스템 블록도이다. 실제 유도전동기 대신 수식 모델을 이용하였다.

신경회로망의 출력인 추정속도 $\hat{w}_r(k)$ 는 유도전동기 수식모델의 속도와 비교하여 오차가 발생하면 결과적으로 연결가중치가 부적합하다고 볼 수 있으므로 그 오차는 신경회로망에 역전파되어 신경회로망을 학습시킴으로써 오차를 최소화 하는 학습 알고리즘을 이용하여 오차에 따른 가중치 변

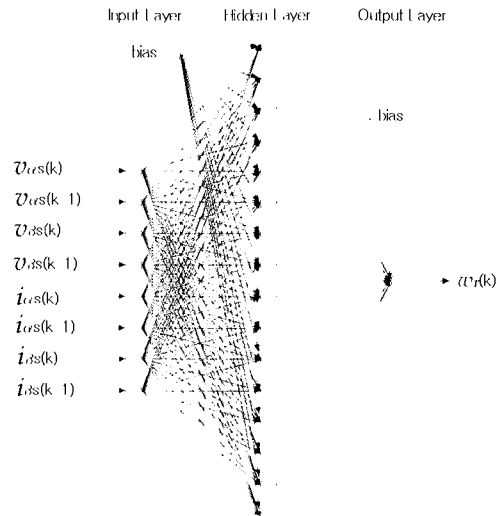


Fig. 1 Structure of neural network speed estimator

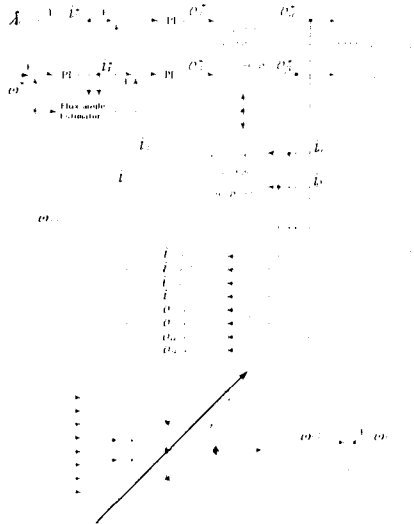


Fig 2 Block diagram for training of neural network speed estimator

화량에 의해 가중치를 조정한다.

신경회로망의 출력이 실제속도를 추종하도록 다음과 같이 속도 오차함수를 정의할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (w_r(k) - \hat{w}_r(k))^2 \quad (9)$$

경사 하강법에 따라 출력층에 대해 요구되는 가중치의 변화량은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}, \quad \eta > 0 \quad (10)$$

따라서, 출력층 가중치의 변화량은 다음 식과 같다.

$$\Delta w_{jk} = w_{jk}(new) - w_{jk}(old) \quad (11)$$

여기서 일반화된 오차신호 δ_k 를 식(12)와 같이 정의한다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \quad (12)$$

위 식에서 net_k 는 연결가중치에 대한 입력의 가

중치 합 ($= \sum_j w_{jk}y_j + \theta_k$)

연쇄법칙을 사용하면 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{jk}} = -\delta_k \frac{\partial net_k}{\partial w_{jk}} \quad (13)$$

또한, $\frac{\partial net_k}{\partial w_{jk}}$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial net_k}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial (\sum_j w_{jk}y_j + \theta_k)}{\partial w_{jk}} = y_j \quad (14)$$

여기서, θ_k 는 출력층의 바이어스이다.

그러므로, 출력층의 가중치 변화량은 다음 식이 된다.

$$\Delta w_{jk} = \eta \delta_k y_j \quad (15)$$

δ_k 의 값은 식(16)이 되며 여기서, 출력값인 y_k 를 신경회로망을 이용하여 구하고자하는 추정속도 $\hat{w}_r(k)$ 로 표현한다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial w_r(k)} \frac{\partial \hat{w}_r(k)}{\partial net_k} \quad (16)$$

또한, 식(9)로부터 다음 식을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial \hat{w}_r(k)} = -(w_r(k) - \hat{w}_r(k)) \quad (17)$$

그리고, 출력층의 뉴런 출력을 이용하여 다음 식을 구할 수 있다.

$$\frac{\partial \hat{w}_r(k)}{\partial net_k} = f'(net_k) \quad (18)$$

식(8)을 미분하면 식(19)가 되고 이 식에 $x=net_k$ 를 대입하면 식(20)이 된다.

$$\begin{aligned} f'(x) &= 4 \frac{e^{-2x}}{(1+e^{2x})^2} \\ &= 4 \frac{1}{(1+e^{-2x})} \left(1 - \frac{1}{(1+e^{2x})}\right) \end{aligned} \quad (19)$$

$$f'(net_k) = (1 + f'(net_k)) (1 - f'(net_k)) \quad (20)$$

활성함수의 출력을 추정속도로 대치하면 아래 식이 된다.

$$\frac{\partial \widehat{w}_r(k)}{\partial net_k} = (1 + \widehat{w}_r(k)) (1 - \widehat{w}_r(k)) \quad (21)$$

그러므로, 출력층의 가중치 변화량은 식(15)와 같고, 식(15)에서 δ_k 는 다음과 같다.

$$\delta_k = (1 + \widehat{w}_r(k)) (1 - \widehat{w}_r(k)) (w_r(k) - \widehat{w}_r(k)) \quad (22)$$

은닉층의 뉴런에 대해서는 원하는 응답이나 목표값은 없다. 은닉층의 뉴런에 대한 오차신호는 신경회로망의 출력오차를 역전파하는 것으로 결정된다. 그러므로 은닉층의 가중치에 대한 학습규칙의 유도는 출력층의 가중치 변화량을 구하는 과정과 동일하며 연쇄법칙을 사용하면 δ_j 의 값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \delta_j &= -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\sum \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial net_j} \\ &= \sum \delta_k w_{jk} f'(net_j) = (1 + y_j) (1 - y_j) \sum \delta_k w_{jk} \quad (23) \end{aligned}$$

따라서, 각 층사이의 연결가중치의 변화량은 다음과 같이 조정된다.

$$\Delta w_{jk}(k+1) = m \Delta w_{jk}(k) + \eta \delta_k y_j \quad (24)$$

$$\Delta w_{ij}(k+1) = m \Delta w_{ij}(k) + \eta \delta_j y_i \quad (25)$$

여기서, m 은 모멘텀 상수이다.

신경회로망의 학습속도를 빠르게 하기 위해 학습율 η 는 크게 해야하며, 역전파 학습 규칙의 학습속도를 증가시키기 위해서는 모멘텀 상수 m 을 추가하는데, 즉, 모멘텀항이 포함된 식(24) 및 식(25)에 의해 가중치가 조정될 수 있다. 이는 실제속도 $w_r(k)$ 와 추정속도 $\widehat{w}_r(k)$ 의 오차가 최소화 될 때 까지 반복된다.

이러한 학습 과정을 통하여 얻은 최적의 가중치

를 이용하여 유도전동기의 회전자 속도를 추정하게 된다. 실제 회전자 속도정보는 식 (26)과 같이 추정된다.

$$\widehat{w}_r(k) = [F_j(\mathbf{X}_i \mathbf{W}_{ij} + \mathbf{B}_j)] \mathbf{W}_{jk} + \mathbf{B}_k \quad (26)$$

단, i 는 입력층의 노드수 8, j 는 은닉층의 노드수 16, k 는 출력층의 노드수 1, F_j 는 활성함수 Tansigmoid, \mathbf{X}_i 는 입력데이터, \mathbf{W}_{ij} 는 입력층과 은닉층 사이의 연결가중치 \mathbf{W}_{jk} 는 은닉층과 출력층 사이의 연결가중치 \mathbf{B}_j 는 은닉층 바이어스, \mathbf{B}_k 는 출력층 바이어스이다.

Fig. 3은 중·저속 영역에서의 속도추정기 구성을 위해 신경회로망의 목적패턴 데이터로 사용된 유도전동기 수식 모델의 부부하 계단속도지령에 대한 속도파형과 학습을 통하여 구하여진 연결가중치에 의해 출력된 추정 속도파형을 보여주고 있다.

2.3 센서리스 속도제어 시스템

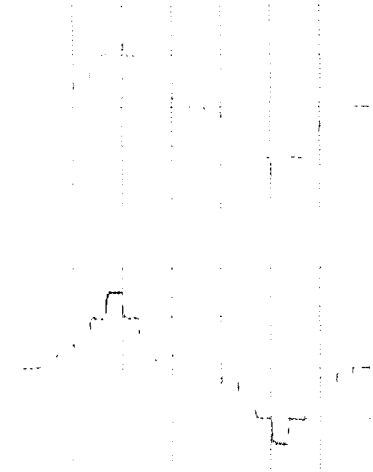


Fig. 3 Speed responses of IM model and neural network estimator

본 논문에서 제안한 유도전동기의 센서리스 속도제어 구동 시스템의 전체적인 블록도는 다음과 같고 같다.

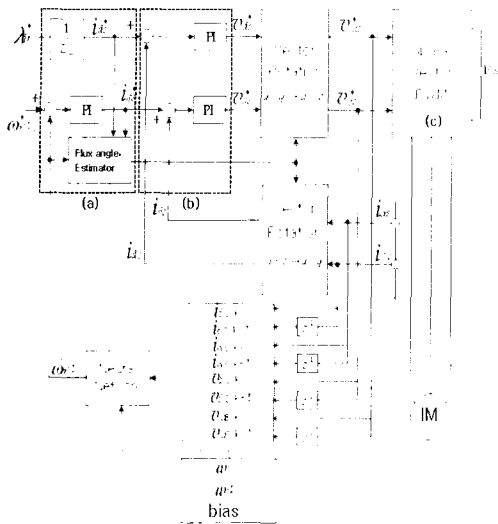


Fig. 4 Block diagram of the proposed sensorless speed control

3. 실험 및 고찰

3.1 실험장치의 구성

본 센서리스 속도제어 시스템을 구현하기 위한 하드웨어의 구성은 세부적으로 마이크로프로세서 시스템, 상전류 및 직류링크전압 검출회로, 구동 드라이브 시스템, 부하 인가장치로 나뉘어진다. 또한, 제어성능의 검증을 위해 제어회로와는 별도로 속도검출회로가 필요하다.

제어부는 80586 마이크로프로세서, PCL-818 Card를 이용한 카운터 및 A/D 변환부로 구성하였으며, 상전류의 샘플링은 PCL-818 Card 내부 A/D 컨버터를 이용하는데 전동기의 2개의 상만 홀 CT로 검출하였다. 직류링크전압의 샘플링은 전압 검출기 LEM LV25-P 및 저항을 사용하여 A/D 컨버터를 통해 검출하였다. 인버트 스위칭을 위한 최종적인 신호발생회로인 게이트 구동회로는 전용 IC인 TF 1205를 사용하였으며, 전력회로의 구성은 정류부와 인버터부, 그리고 제어장치의 전원공급부로 나뉘어진다. 속도제어 실험의 검증을 위하여 속도 검출회로를 구성하였으며, 본 실험에서는 저속에서의 정밀도를 높이기 위해 출력펄스간의 시간간격을 측정하여 속도를 계산하는 T 방식을 적용하였고 360[pulses/rev]의 엔코더를 사용하였다. 또한, 부하인가 실험을 위해서 부하 인가장치

Table 1. Specification of Induction Motor

정격출력	3 [HP]	Rr	1.6 [Ω]
정격전압	220 [V]	Ls	216 [mH]
정격속도	1720 [rpm]	Lr	216 [mH]
극수	4	Lm	211 [mH]
Rs	2.4 [Ω]	J	0.1 [kg·m ²]

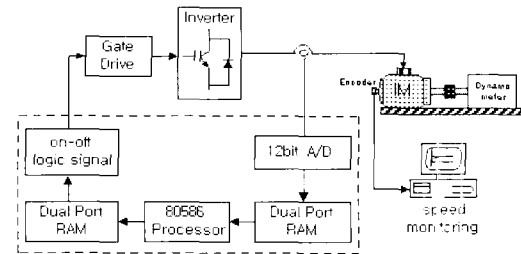


Fig. 5 Block diagram of total hardware system

인 Dynamometer를 사용하였으며 실험에 사용한 전동기의 사양은 Table 1과 같다.

Fig. 5는 본 논문의 전체 하드웨어 블록도를 나타낸 것이다.

3.2 실험결과 및 검토

Fig. 6, Fig. 7은 0→10[rpm], 0→15[rpm]의 부하 계단 속도지령에 대한 응답 실험결과를 도시하고 있다. 저속에서는 전류의 정밀한 측정 및 제어가 어려우므로 속도변화가 상대적으로 크지만 정격속도 1[%] 미만에서도 평균 속도제어가 가능함을 알 수 있었다.

Fig. 8, Fig. 9는 0→25[rpm], 0→50[rpm]의 부하 계단속도지령에 대한 속도응답이다. 속도변화가 다소 있지만 저속에서의 속도응답이 비교적 양호함을 보여준다.

Fig. 10, Fig. 11은 0→100[rpm], 0→200[rpm]의 부하 계단속도지령에 대한 응답 실험결과를 도시하고 있으며 중·저속에서의 속도응답이 우수함을 알 수 있다.

Fig. 12, Fig. 13, Fig. 14는 50[rpm], 100[rpm], 200[rpm]으로 구동중 10[N·m]의 계단부하토크를 인가하였을 경우의 응답을 나타내는데 중·저속에서의 부하특성이 양호함을 보여준다. 또한, Fig. 15는 100[rpm]의 속도로 운전중 100→100[rpm]의 반전속도지령을 가했을 경우의 응답을 도시한다.

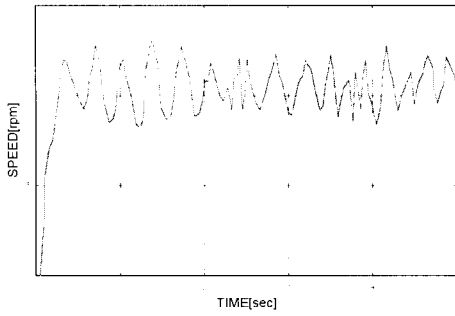


Fig. 6 Experimental responses for step change of speed setting (0→10[rpm])

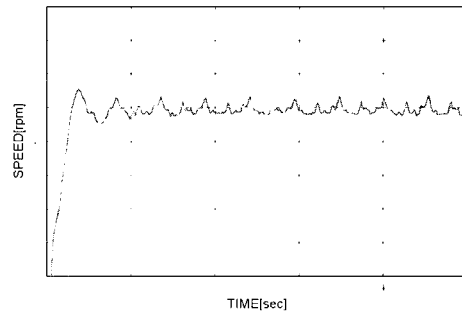


Fig. 9 Experimental responses for step change of speed setting (0→50[rpm])

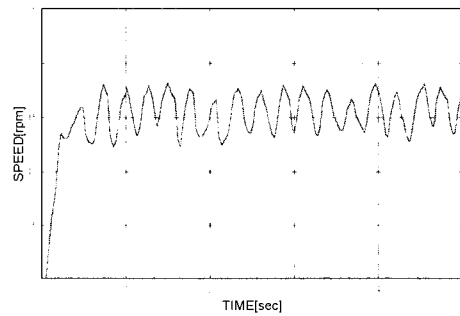


Fig. 7 Experimental responses for step change of speed setting (0→15[rpm])

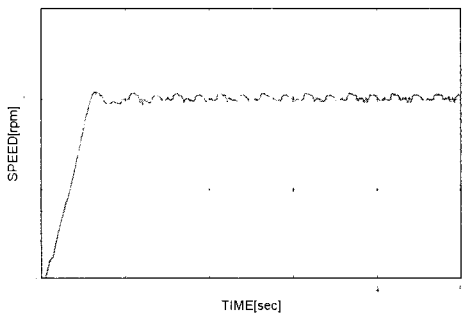


Fig. 10 Experimental responses for step change of speed setting (0→100[rpm])

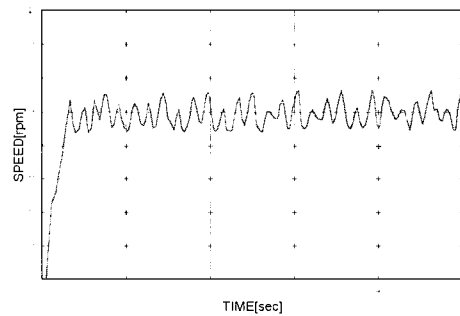


Fig. 8 Experimental responses for step change of speed setting (0→25[rpm])

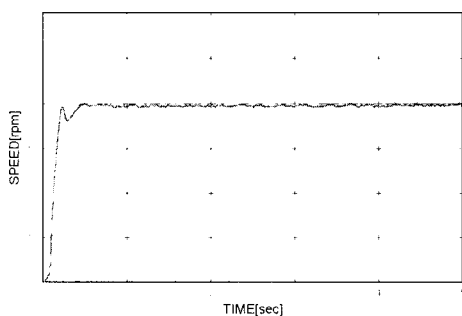


Fig. 11 Experimental responses for step change of speed setting (0→200[rpm])

속도응답의 속응성이 뛰어난 것을 알 수 있다.

Fig. 16(a)는 실제 유도전동기의 고정자저항이 모델의 고정자저항보다 30[%] 큰 값인 경우, 200[rpm]의 속도로 구동중 10[N·m]의 부하인까지 속도응답 시뮬레이션 결과를 나타내고 있으며 (b)는 30[%] 작은 값인 경우를 나타내고 있다. 또한,

Fig. 17(a)는 실제 유도전동기 회전자저항이 모델의 회전자저항보다 30[%] 큰 값인 경우 속도응답 시뮬레이션 결과를 나타내고 있으며 (b)는 30[%] 작은 값인 경우의 결과를 나타내고 있는데 파라미터 및 부하변동에도 강인한 속도응답 특성을 보였다.

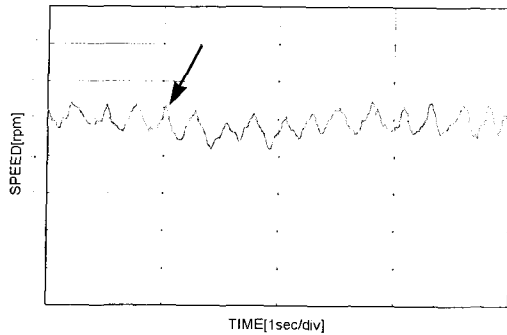


Fig. 12 Experimental responses for step change of load torque (0→10[N-m])

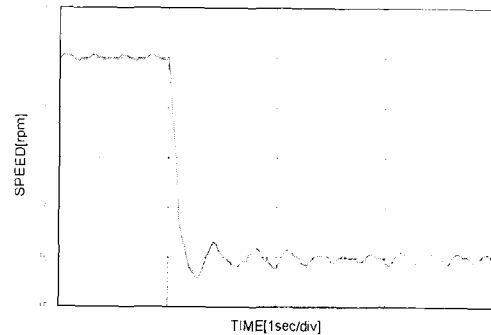


Fig. 15 Experimental responses for step change of speed setting (100→100[rpm])

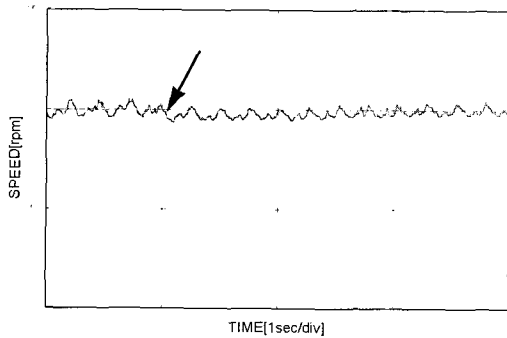
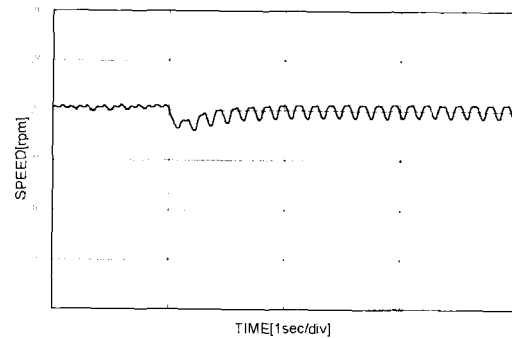


Fig. 13 Experimental responses for step change of load torque (0→10[N-m])



(a) in case of stator resistance increased by 30[%]

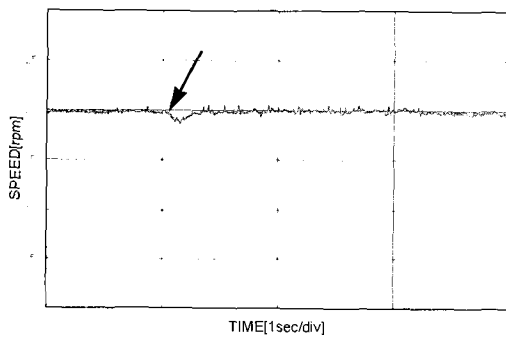
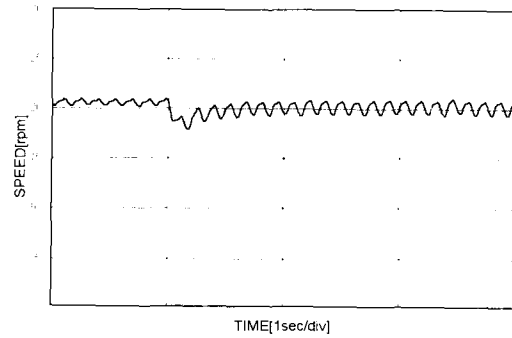


Fig. 14 Experimental responses for step change of load torque (0→10[N-m])



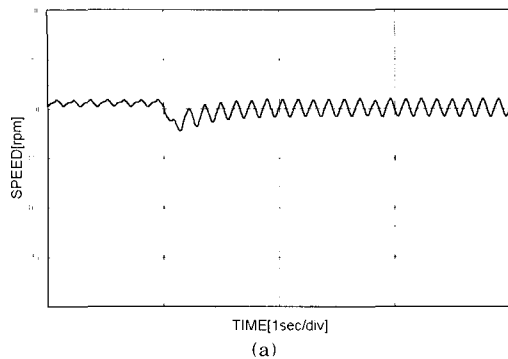
(b) in case of stator resistance decreased by 30[%]

Fig. 16 Simulation speed responses for the change of stator resistance (200[rpm], 0→10[N-m])

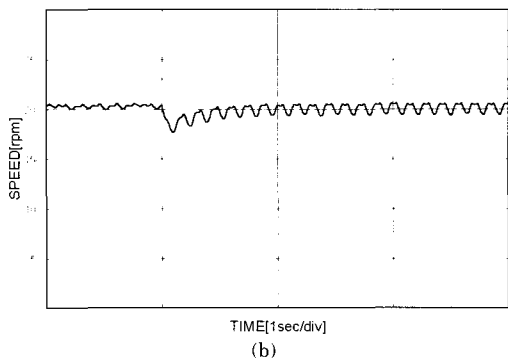
4. 결 론

본 연구에서는 기존의 센서리스 속도제어 기법들이 가지고 있는 저속에서의 동특성 및 파라미터

의존성을 극복 하기 위하여 외란 및 잡음 등에 강인성과 유연성을 가지는 신경회로망을 이용하여 속도를 추정한 결과 아래와 같은 결론을 얻을 수 있었다.



(a) in case of rotor resistance increased by 30[%]



(b) in case of rotor resistance decreased by 30[%]

Fig. 17 Simulation speed responses for the change of rotor resistance (200[rpm], 0→10[N·m])

1) 전동기 수식모형을 사용하여 속도제어 시뮬레이션을 행한 후, 산출된 전압, 전류 및 회전자 속도정보를 입·출력 데이터로 하여 폭넓은 속도범위에서 학습이 이루어지는 신경회로망을 구성함으로써 속도 추정기를 구성하였다.

2) 반복 실험결과 유도전동기 센서리스 속도제어를 위한 최적의 신경회로망 구조는 하나의 은닉층을 가진 8-16-1의 형태이었으며, 활성화함수는 은닉층의 경우 Tansigmoid 함수이었고, 출력층의 경우 선형함수이었다.

3) 부부하 계단응답 시뮬레이션 결과로부터 얻은 전압, 전류 및 속도정보를 사용하여 신경회로망을 학습 시킨 후 최적의 연결가중치를 구했지만 부하 운전이나 과도상태시에도 속도추정이 가능하였다.

4) 기존의 센서리스 속도제어 방식들은 저속운전이 어렵고 파라미터 변동시 5% 안팎의 정상오차를 보였지만 본 논문에서 제안된 방식은 정격속도 1% 미만에 서도 운전이 가능하였고 파라미터 변화에 대한 영향도 극히 미소하였다.

5) 본 논문에서 개발한 제반 프로그램을 사용할 경우, 여타의 유도전동기라고 할지라도 대략적인 파라미터가 주어지면 수식모형 시뮬레이션에 의해 전압, 전류 및 회전자속도를 구하여 신경회로망의 입·출력 데이터로 사용함으로써 학습을 통해 최적의 연결가중치를 얻을 수 있으므로 센서리스 속도제어가 가능하리라 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] Kaushik Rajashekara, Atsuo Kawamura, Kouki Matsue, "Sensorless Control of AC Motor Drives", IEEE PRESS, 1996.
- [2] A. Bettini, L. Ferraris, G. Griva and F. Profumo, "Com- parison of Different Schemes without Shaft Sensors for Field Oriented Control Drives," IEEE IECON, pp. 1579-1588, 1994.
- [3] A. Gastli, M. Tomita, T. Takeshita and N. Matsui, "Im- provement of a Stator Flux-Oriented Speed Sensorless Control of an Induction Motor," IEEE PCC, pp. 415-420, 1993.
- [4] H. Tajima, Y. Matsumoto, H. Umida and M. Kawano, "Speed Sensorless Vector Control Method for an Indu- strial Drive System," Proc. Intl. Power Electron. Conf. pp. 1034-1039, 1995.
- [5] B. K. Bose and M. G. Simoes, "Speed Sensorless Hybrid Vector Controlled Induction Motor Drive," IEEE IAS Ann. Mtg., pp. 137-143, 1995.
- [6] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", IEEE Trans. on Neural Networks., vol. 1, No.1, pp.4 - 27, 1990.
- [7] F. C. Chen and H. K. Khalil, "Adaptive Control of a Class of Nonlinear Discrete-Time Systems Using Neural Networks", IEEE Trans. on Auto. Con. vol. 1, No. 5, pp. 791 - 801, 1995
- [8] M. M. Gupta and N. K. Sinha, "Intelligent

Control Systems", IEEE Press, 1996

[9] M. G. Simoes and B. K. Bose, "Neural Network Based Estimation of Feedback Signals for a Vector Controlled Induction Motor Drive", IEEE Trans. on Ind. Appl., vol. 31, No. 3, pp.620 ~ 629, 1995

[10] M. T. Wishart and R. G. Harley, "Identification and Control of Induction Machines Using Artificial Neural Networks", IEEE Trans. on Ind. Appl., vol. 31, No. 3, pp.612 ~ 619, 1995

[11] L. B. Brahim and R. Kurosawa, "Identification of Induction Motor Speed using Neural Networks," IEEE PCC-yokohama, pp. 689-694, 1993.

[12] 위영도, "회지·신경망·유전진화", 1999.

[13] J. -S. R. Jang, C. -T. Sun, E. Mizutani. "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, 1997.

[14] Andrzej M. Trzynadlowski, "The Field Orientation Principle in Control of Induction Motors", Kluwer Academic Publishers, 1994.

[15] P. C. Krause, Analysis of Electrical Machinery, McGraw-Hill Book Company, 1987.

[16] P. C. Krause, Analysis of Electrical Machinery, McGraw-Hill Book Company, 1987.

저 자 소 개



김종수(金宗洙)

1970년 4월생. 1994년 한국해양대학교 기관공학과 졸업(공학사). 1998년 한국해양대학교 기관공학과 대학원 졸업(공학석사). 2002년 한국해양대학교 기관공학과 대학원 졸업(공학박사). 현재 한국해양대학교 전임연구교수



이성근(李成根)

1959년 1월생. 1983년 한국해양대학교 기관공학과 졸업(공학사). 1990년 동대학원 기관공학과 졸업(공학석사). 1998년 동대학원 기관공학과 졸업(공학박사). 1983~1986년 동지상선 근무. 1989~1991년 동성전자(주)근무 1992~1999년 대덕대학 제어계측과 조교수. 1999~현재 한국해양대학교 전기전자공학부 조교수.



김덕기 (金德基)

1975년 3월생. 1997년 한국해양대학교 선박운항시스템공학과(기관시스템전공) 졸업. 2001년 한국해양대학교 기관공학과 대학원 졸업(공학석사). 현재 미쯔비시 전기 근무.



유희한(柳熙漢)

1956년 1월생. 1979년 한국해양대학교 기관공학과 졸업. 1987년 한국해양대학교 대학원 기관공학과 졸업(석사). 1997년 한국해양대학교 대학원 기관공학과 졸업(박사). 1982~1989년 한국기계 연구소 선임연구원. 1991~1998년 포항공대 가속기 연구소 선임연구원. 1998~현재 한국해양대학교 해사대학 선박전자기계공학부 조교수



오세진(吳世眞)

1972년 5월생. 1996년 한국해양대학교 기관공학과 졸업. 2001년 동대학 대학원 졸업(석사). 현재 동대학원 기관공학과 박사과정.



김성환(金成煥)

1954년 11월생. 1979년 한국해양대학교 기관공학과 졸업. 1990년 부경대학교 대학원 졸업(석사). 1998년 부산대학교 대학원 졸업(박사). 현재 한국해양대학교 선박전자기계 공학부 교수.