

## 신경회로망을 이용한 유도전동기의 파라미터 보상

김종수† · 오세진\* · 김성환\*\*

(원고접수일 : 2005년 10월 12일, 심사완료일 : 2005년 12월 15일)

### The Parameter Compensation Technique of Induction Motor by Neural Network

Jong-Su Kim† · Sae-Gin Oh\* · Sung-Hwan Kim\*\*

**Abstract :** This paper describes how an Artificial Neural Network(ANN) can be employed to improve a speed estimation in a vector controlled induction motor drive. The system uses the ANN to estimate changes in the motor resistance, which enable the sensorless speed control method to work more accurately. Flux Observer is used for speed estimation in this system. Obviously the accuracy of the speed control of motor is dependent upon how well the parameters of the induction machine are known. These parameters vary with the operating conditions of the motor: both stator resistance( $R_s$ ) and rotor resistance( $R_r$ ) change with temperature, while the stator leakage inductance varies with load. This paper proposes a parameter compensation technique using artificial neural network for accurate speed estimation of induction motor and simulation results confirm the validity of the proposed scheme.

**Key words :** Artificial Neural Network(ANN:신경회로망), Sensorless speed control(센서리스 속도제어), Flux Observer(자속관측기)

#### 기호설명

$i_s = [i_{\alpha_s} \ i_{\beta_s}]^T$  : 고정자 전류

$\lambda_r = [\lambda_{\alpha_r} \ \lambda_{\beta_r}]^T$  : 회전자 쇄교자속

$v_s = [v_{\alpha_s} \ v_{\beta_s}]^T$  : 고정자 전압

$A_{12} = M/(\sigma L_s L_r) [(1/\tau_r)I - \omega_r J]$

$A_{21} = (M/\tau_r)I \quad A_{22} = -(1/\tau_r)I + \omega_r J$

$B_1 = 1/(\sigma L_s)I \quad C = [I \ 0]$

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$R_s, R_r$  : 고정자와 회전자의 저항

$L_s, L_r$  : 고정자와 회전자의 자기인덕턴스

$M$  : 상호인덕턴스

$\sigma = 1 - M^2/(L_s L_r)$  : 누설계수

$\tau_r = L_r/R_r$  : 회전자의 시정수

$\omega_r$  : 회전자의 각속도

† 책임저자(한국해양대학교 선박전자기계공학부), E-mail : jongskim@hhu.ac.kr, Tel : 051)410-4831

\* 오세진(한국해양대학교 운항훈련원)

\*\* 김성환(한국해양대학교 선박전자기계공학부)

### 1. 서 론

유도전동기는 견고성과 무보수성 등의 많은 장점을 가지고 있어서 고속화 및 대용량화가 용이하며, 근래에는 전력용 반도체 소자와 발전된 전동기 제어기술에 힘입어 범용에서부터 고성능 용도에 이르기까지 산업용 가변속 구동장치의 대부분을 차지하고 있다. 이러한 유도전동기의 제어를 위해서는 펄스 인코더, 레졸버 등과 같은 센서를 이용하여 정확한 속도를 검출해야 하는데 이 경우, 센서 이용에 따른 비용적인 부담은 물론 주변 환경에 따라 검출 값에 오차가 발생하고 센서의 설치도 어렵다. 이런 문제점을 개선하기 위해 속도센서 없이 속도 정보를 추정하는 연구들이 계속되고 있다<sup>[1], [2]</sup>.

유도전동기의 센서리스 속도제어 방식들은 대부분 속도나 위치정보를 전동기의 무효전력, 역기전력, 자속값 등을 추정하여 얻는데 이 값들은 각종 전동기 파라미터들을 포함하고 있다. 속도 및 위치 정보의 추정에 크게 영향을 미치는 파라미터로는 고정자 저항( $R_s$ ), 회전자 저항( $R_r$ ), 고정자 인덕턴스( $L_s$ ) 및 회전자 인덕턴스( $L_r$ ) 등이 있다. 특히, 역기전력이 작은 저속 운전 시에는 고정자 저항이 속도추정의 정도에 큰 영향을 미치는데 이는 권선에 흐르는 전류에 의한 동손( $R_s I_s^2$ )과 회전자 속도(팬 냉각)의 함수이기 때문이다.

본 논문에서는 유도전동기의 센서리스 속도제어 기법으로 자속관측기에 의한 방식<sup>[3], [4]</sup>을 이용하며, 기존의 방식 적용시 발생하는 부하 및 속도변동에 따른 속도추정 오차를 개선하기 위해 신경회로망을 이용하여 고정자 및 회전자 저항을 추정, 보상함으로써 전동기 운전중 저항값이 변화 하여도 비교적 정확한 속도추정이 가능하였고 저속에서의 부하운전 특성도 개선되었다<sup>[5]-[7]</sup>.

### 2. 자속관측기

본 논문에서 사용한 센서리스 벡터제어 알고리즘은 속도추정에 의하여 시스템 계수행렬을 가변하는 자속관측기이며, 이 방법은 회전자자속을 추정하고 추정된 회전자자속과 고정자 전류값을 이용하여 회

전자속도를 추정한다<sup>[3], [4]</sup>.

유도전동기의 회로방정식을 정지좌표계상의 상태방정식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_s \\ \lambda_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ \lambda_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ 0 \end{bmatrix} v_s \tag{1}$$

$$= A x + B v_s$$

$$i_s = C x \tag{2}$$

시스템의 출력과 관측기의 출력을 비교하여 그 오차가 영으로 수렴되도록 식(3)과 식(4)와 같이 폐루프 관측기를 구성한다.

$$\dot{\hat{x}} = \hat{A}\hat{x} + \hat{B}v_s + k_p(i_s - \hat{i}_s) + k_i \int (i_s - \hat{i}_s) dt \tag{3}$$

$$\hat{i}_s = C\hat{x} \tag{4}$$

여기에서, “^”는 추정값을 표시하며  $k_p$  및  $k_i$ 는 비례·적분 이득상수이다.

식(3)에서 시스템 계수행렬  $\hat{A}$ 는 시변계수인 회전자속도( $\omega_r$ )항을 포함하고 있기 때문에 전체 상태방정식이 비선형의 형태로 나타난다. 그러나 기계계의 동적움직임은 전기계에 비하여 매우 느리다고 가정할 수 있고 전동기제어가 이루어지는 제어주기를 기계계의 시정수보다 훨씬 작게 선정하면 제어주기 내에서는 전동기의 속도가 거의 일정하다는 가정이 성립한다. 따라서 한 추정주기 내에서는 전동기속도가 일정하다고 보고 회전자 자속성분을 추정한다.

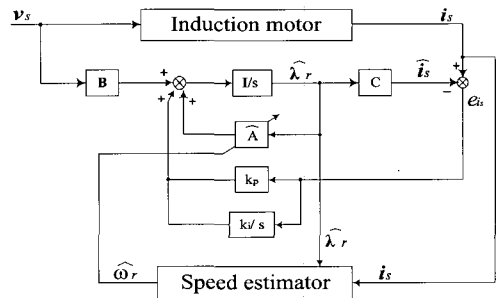


Fig. 1 Block diagram of flux observer of speed estimation

그리고 시스템 계수행렬  $\widehat{A}$  를 속도추정기에서 추정된 회전자속도  $\omega_r$ 에 의해 가변하는 자속관측기를 구성한다. 그림 1은 이상에서 기술된 속도추정 자속관측기의 블록도이다.

추정된 회전자의 자속벡터로부터 동기회전 전기각은 다음과 같이 추정된다.

$$\widehat{\theta}_e = \tan^{-1}\left(\frac{\widehat{\lambda}_{\beta r}}{\widehat{\lambda}_{\alpha r}}\right) \quad (5)$$

단,  $\alpha, \beta$  는 고정좌표계상의 성분

회전자의 속도는 동기각속도 및 슬립각속도로 부터 구해진다. 먼저 동기각속도  $\omega_e$  는 관측기에 의해 추정된 자속벡터의 전기각을 미분하면 식(6)과 같이 된다.

$$\widehat{\omega}_e = p\widehat{\theta}_e = \frac{p\widehat{\lambda}_{\beta r}\widehat{\lambda}_{\alpha r} - p\widehat{\lambda}_{\alpha r}\widehat{\lambda}_{\beta r}}{\widehat{\lambda}_{\alpha r}^2 + \widehat{\lambda}_{\beta r}^2} \quad (6)$$

단,  $p (= \frac{d}{dt})$  는 미분연산자이다.

동기각속도로 회전하는  $d-q$  좌표계에서  $d$  축의 회전자속도를 합성자속벡터  $\lambda_r$  과 일치시킨다면 유도전동기의 토크는 식(7)과 같이  $q$  축전류에 비례하게 되고 토크와 슬립각속도의 관계식은 식(8)과 같이 된다.

$$T_e = \lambda_r i_{qr} = -\frac{M}{L_r} \lambda_r i_{qs} \quad (7)$$

$$\omega_s = -\frac{M}{L_r} R_r \frac{i_{qs}}{\lambda_r} = R_r \frac{T_e}{\lambda_r^2} \quad (8)$$

식(8)을 고정좌표계상의 성분 ( $\alpha, \beta$ ) 들로 나타내면 식(9)와 같다.

$$\widehat{\omega}_s = \frac{R_r}{L_r} M \cdot \frac{\widehat{\lambda}_{\alpha r} i_{\beta s} - \widehat{\lambda}_{\beta r} i_{\alpha s}}{\widehat{\lambda}_{\alpha r}^2 + \widehat{\lambda}_{\beta r}^2} \quad (9)$$

회전자의 속도는 다음과 같으며 식(6)과 식(9)로부터 추정한다.

$$\widehat{\omega}_r = \widehat{\omega}_e - \widehat{\omega}_s \quad (10)$$

### 3. 신경회로망을 이용한 유도전동기 저항 추정

신경회로망은 병렬정보처리, 학습능력, 패턴인식, 기억능력을 가진 인간의 두뇌 구조를 모방한 것이기 때문에 방대하고 복잡한 비선형 시스템을 규명 할 수 있는 능력이 있다. 그러므로 시스템의 동정을 위해서 기존 선형 수학기론에서는 특정한 구조의 모델을 필요로 하지만 신경회로망을 사용할 때는 특정 구조의 모델이 필요없이 시스템을 동정할 수 있다.

신경회로망은 입력벡터를 갖는 입력층과 출력벡터를 갖는 출력층으로 이루어지며 입력층과 출력층 사이에는 은닉층이 있다. 또한 입력층, 은닉층 및 출력층 사이에는 연결강도가 존재하며, 모든 정보는 신경회로망의 연결강도에 저장되고 학습과정 동안 연결강도 성분은 계속적으로 새로운 정보로 바뀌어진다. 신경회로망의 학습에는 주로 역전파 학습 알고리즘이 사용되는데 이 방법은 입력패턴이 출력층으로 진행되고 출력패턴을 목표패턴과 비교한 후 발생된 오차의 제곱을 이용하여 오차가 가장 작아지는 방향으로 연결강도를 조정하는 것이다<sup>(5)-(7)</sup>.

센서리스 벡터제어는 전동기 모델에 관한 정확한 정보가 요구되는데, 고정자와 회전자 권선의 온도가 상승하게 되면 저항값이 변동하여 제어에 악영향을 미친다. 또한, 유도전동기의 부하변동에 따른 공급전류에 의해 변화하는 고정자 및 회전자 저항과 전동기의 회전자 속도는 복잡한 비선형의 관계를 가지고 있다. 이러한 시스템의 동정을 위해 본 논문에서는 수식모델이 필요없는 신경회로망을 이용하여 정확한 파라미터 추정 및 보상을 행한다<sup>(5)-(7)</sup>.

앞서 언급한 신경회로망의 구성에 있어서 입력벡터의 성분으로는 유도전동기의 고정자 및 회전자 권선의 온도 상승에 의한 저항값 변화에 영향을 미치는  $|i_s^2|$  (고정자 공급 전류의 제곱값), 회전자 속도 및 저항 성분의 시간 지연항을 사용하며, 출력벡터로는 부하인가로 인해 유도전동기 속도제어에 영향을 미치는 전동기 권선 저항값을 사용한다. 또한 신경회로망을 이용한 추정기의 은닉층의 개수와 노드수는 5개의 노드를 갖는 1개의 은닉층으로

구성하고 은닉층의 활성화함수는 Tansigmoid 함수를 사용하며 출력층에는 선형함수를 사용한다.

그림 2는 본 논문에서 제안한 신경회로망을 이용한 추정기의 구조이다.

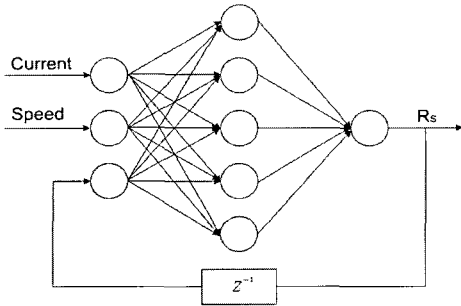


Fig. 2 Layout of the neural network

유도전동기의 고정자 및 회전자 저항값을 보상하기 위해 신경회로망을 이용한 추정기를 구성하며, 학습을 위한 신경회로망의 입·출력 데이터에는 고정자 공급전류, 회전자 속도 및 전동기 권선 저항값을 사용한다. 그림 3은 유도전동기 권선 저항의 추정을 위한 최적의 연결강도를 구하는 시스템 블록도이다.

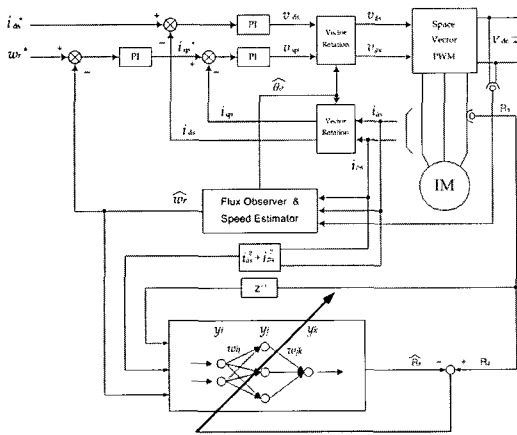
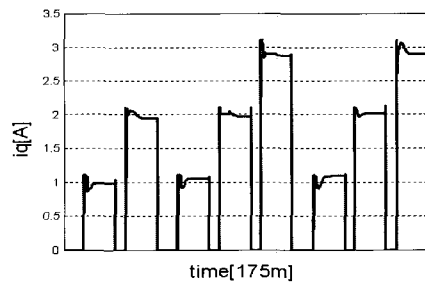


Fig. 3 Block diagram for training of neural network speed estimator

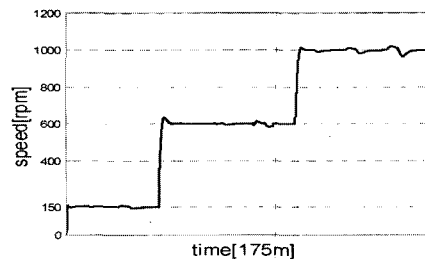
이를 위해 3상 유도전동기를 각각 150(rpm), 600(rpm), 1000(rpm)으로 운전하였으며, 부하 인가시 전동기의 권선 온도 상승으로 인한 고정자 및 회전자 저항값의 수집을 위해 150(rpm)에서는 전부하의 25% 및 50%의 부하를 인가하였고

600(rpm)과 1000(rpm)에서는 25%, 50% 및 75%의 부하를 인가하였다. 신경회로망의 입력성분인 고정자 전류와 회전자 속도는 앞서 언급한 전동기의 속도 및 부하 조건에서 자속관측기를 이용한 수식모델(식(1), 식(2), 식(10))로부터 구하였으며, 고정자 저항값의 시간지연항과 신경회로망의 출력성분인 고정자 저항값은 유도전동기의 각 속도 및 부하운전 조건에서 15분간 운전후 권선의 저항값을 측정하여 얻었다.

또한, 회전자 저항값의 수집은 부하에 따른 고정자 저항값의 변동률과 동일할 것으로 예상하여 추정하였다. 신경회로망의 출력인 추정 저항값은 유도전동기에서 측정된 권선 저항값과 비교하여 오차가 발생하면 결과적으로 연결강도가 부적합하다고 볼 수 있으므로 그 오차는 신경회로망에 역전파되어 신경회로망을 학습시킴으로써 오차를 최소화 하는 학습 알고리즘이 필수적이다. 다시말해, 출력층의 출력과 원하는 목표값의 오차를 연산한 후 출력층에서 은닉층으로, 은닉층에서 입력층으로 역전파하여 오차에 따른 강도를 변화량에 의해 조정한다. 그림 4는 신경회로망 학습을 위해 사용된 입·출력 성분으로서 각 속도에 대한 부하인가시의 부하전류 및 회전자 속도파형을 보여주고 있다.



(a) Load Current



(b) Rotor speed

Fig. 4 Neural network input signals for training

그림 5는 신경회로망의 출력성분의 데이터로 사용된 측정된 저항값을 도시하며, 그림 6은 학습을 통하여 구하여진 연결강도에 의해 출력된 추정 저항값의 파형을 나타낸다.

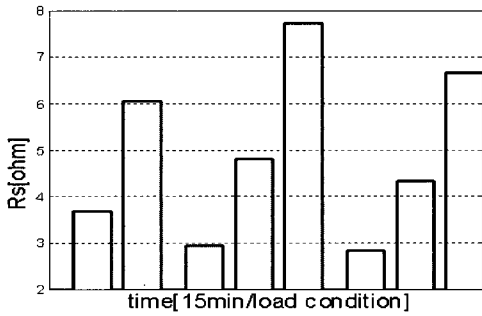


Fig. 5 Actual stator resistance of induction motor

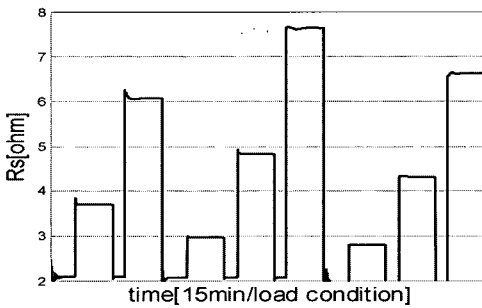


Fig. 6 ANN output resistance of induction motor

### 3. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 신경회로망을 이용한 유도전동기의 고정자 및 회전자 저항을 보상한 자속관측기의 유효성을 고찰하기 위해 시뮬레이션을 행하였다. 먼저 본 방식의 보상 성능을 알아보기 위해 고정자 및 회전자 저항을 보상하지 않은 경우, 고정자 저항값만을 보상한 경우, 고정자 및 회전자 저항값을 보상한 경우로 나누어 속도 응답 결과를 비교 분석 하였다. 지령속도는 150(rpm)이었으며 부하토크는 5(N·m)를 인가하였다. 또한, 중속 및 고속에서의 지령속도 추종 성능과 부하특성을 알아보았다.

연구에 사용한 유도전동기의 파라미터 및 시스템 정수는 다음 표와 같다.

Table 1 Parameters of induction motor and system constants

정격출력	3[HP]	$L_s$	180[mH]
정격전압	220[V]	$L_r$	180[mH]
정격전류	9[A]	$L_m$	176[mH]
정격속도	1735[rpm]	$J$	0.1[Kg·m <sup>2</sup> ]
극수	4		

그림 7은 고정자 및 회전자 저항을 보상하지 않은 자속관측기의 속도응답 결과이다. 저속에서의 부하 인가시 응답속도에 오차가 큼을 볼 수 있다.

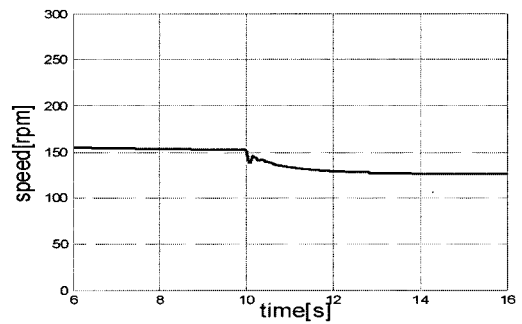


Fig. 7 Response for step change of load torque (5[N·m], no compensation)

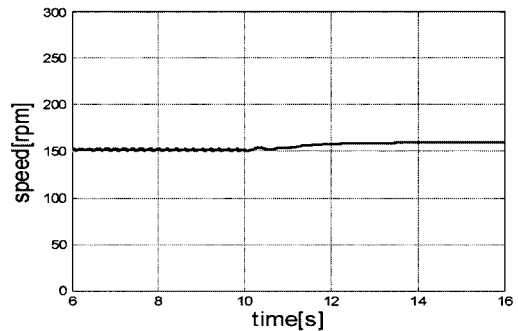


Fig. 8 Response for step change of load torque (5[N·m], stator resistance compensation)

그림 8은 고정자 저항만을 보상한 응답을 나타낸다. 그림 8은 그림 7에 비해 부하 인가시 속도응답이 다소 양호 하지만 만족할만한 결과를 얻을 수 없었다. 그림 9는 고정자 및 회전자 저항을 신경회로망을 이용해 보상한 부하특성으로서 저속에서도 부하특성이 우수함을 알 수 있다. 그림 10, 그림 11 및 그림 12는 고정자 및 회전자 저항을 신경회로망을 이용해 보상한 경우로서 각각 300(rpm),

600[rpm] 및 1000[rpm]의 속도로 운전중에 5[N·m] 및 10[N·m]의 부하토크를 인가한 경우의 속도응답 결과이다. 전 영역에서 부하운전 특성이 우수함을 볼 수 있다.

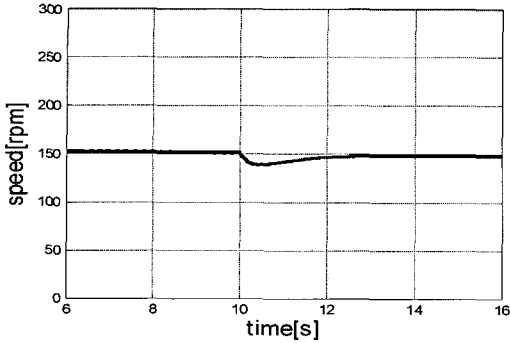


Fig. 9 Response for step change of load torque (5[N·m], stator and rotor resistance compensation)

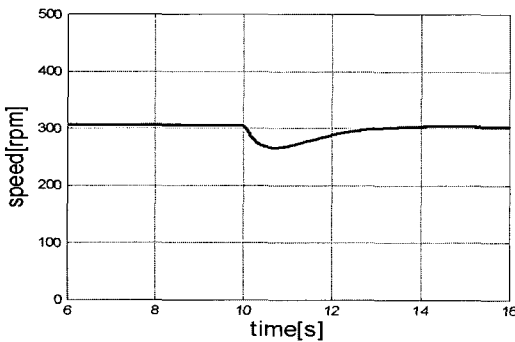


Fig. 10 Response for step change of load torque (5[N·m], stator and rotor resistance compensation)

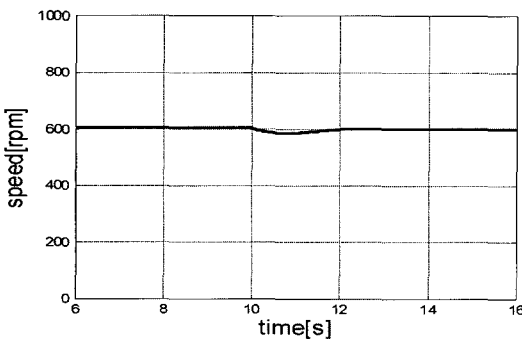


Fig. 11 Response for step change of load torque (5[N·m], stator and rotor resistance compensation)

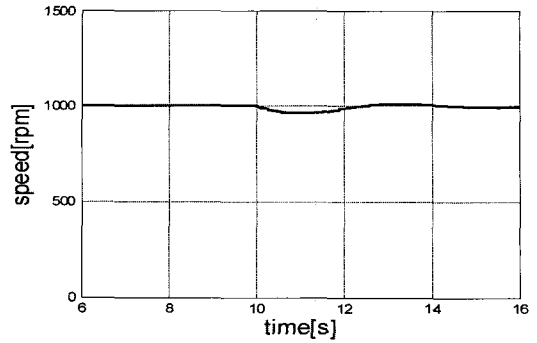


Fig. 12 Response for step change of load torque (10[N·m], stator and rotor resistance compensation)

#### 4. 결 과

본 논문에서는 유도전동기의 부하운전시 권선 온도 변화에 따른 고정자 및 회전자 저항값의 변동을 보상하기 위해 신경회로망을 이용한 저항 추정 방식을 제안하였다. 신경회로망의 구성은 유도전동기 고정자 및 회전자 권선의 온도 상승에 의한 저항값 변화에 영향을 미치는 고정자 공급전류와, 회전자 속도 및 저항 성분의 시간 지연항을 입력벡터로 사용하였으며, 출력벡터는 부하인가로 인해 유도전동기 속도제어에 영향을 미치는 전동기 권선 저항값을 이용하였고 학습을 통하여 전 영역의 속도 및 부하조건하에서도 고정자 및 회전자 저항값의 추정이 가능하도록 하였다. 제안한 방식의 유효성을 입증하기 위해 시뮬레이션을 행하였으며, 그 결과 저속 및 고속에서 속도와 부하 변화에 따른 온도 상승에 의해 변화하는 고정자 및 회전자 저항값을 비교적 양호하게 추정하였고 이로 인해 유도전동기 속도제어 특성이 크게 개선됨을 확인할 수 있었다. 또한, 고정자 및 회전자 저항을 보상하지 않은 경우, 고정자 저항값만을 보상한 경우, 고정자 및 회전자 저항값을 보상한 경우로 나누어 비교 분석도 하였으며, 고정자 및 회전자 저항값을 모두 보상한 경우의 속도응답 특성이 가장 뛰어난 것을 알 수 있었다.

#### 참고문헌

[1] A. Gastli, M. Tomita, T. Takeshita

- and N. Matsui, "Improvement of a Stator Flux Oriented Speed Sensorless Control of an Induction Motor," IEEE PCC, pp. 415-420, 1993.
- [2] T. Ohtani, N. Takeda and K. Tanaka, "Vector Control of Induction Motor without Shaft En-coder," IEEE Trans. Indus. Appl., Vol. 28, No. 1, pp. 157-164, 1992.
- [3] I. Miyashita and Y. Ohmori, "A New Speed Observer for an Induction Motor using the Speed Estimation Technique," EPE Brighton, Vol. 5, pp. 349-353, 1993.
- [4] H. Kubota, K. Matsuse and T. Nakano, "DSP- Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor," IEEE Trans. Indus. Appl., Vol. 29, No. 2, pp. 344-348, 1993.
- [5] 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
- [6] 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.
- [7] L. B. Brahim and R. Kurosawa, "Identification of Induction Motor Speed using Neural Networks," IEEE PCC-yokohama, pp. 689-694, 1993.

**저 자 소 개**



**김종수(Jong-Su Kim)**

1970년 6월생, 1994년 한국해양대학교 기관공학과 졸업, 1998년 동 대학원 졸업(석사), 2002년 동 대학원 졸업(박사), 현재 한국해양대학교 해사대학 선박전자기계공학부 교수.

※ 관심분야 : 전동기속도제어, 인버터 및 컨버터



**오세진(Sae-Gin Oh)**

1972년 5월생, 1996년 한국해양대학교 기관공학과 졸업, 2000, 2003년 동 대학원 졸업(석사, 박사), 2월 현재 한국해양대학교 운항훈련원 실습전담교원.

※ 관심분야 : 전동기속도제어, 인버터 및 컨버터



**김성환(Sung-Hwan Kim)**

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

※ 관심분야 : 전동기속도제어, 인버터 및 컨버터