

Sensorless Vector Control of Induction Motor Using Neural Networks

朴省昱[†] · 崔鐘宇^{*} · 金興根^{**} · 徐輔焯^{***}

(Seong-Wook Park · Jong-Woo Choi · Heung-Geun Kim · Bo-Hyeok Seo)

Abstract - Many kinds of speed sensorless control system of induction motor had been developed. But it is difficult to implement at the real system because of complex algorithm and equations. This paper investigates a novel speed sensorless control of induction motor using neural networks. The proposed control strategy is based on neural networks using stator current and output of neural model based on state observer. The errors between the rotor speed and the output of neural model are back-propagated to adjust the rotor speed, so that adaptive state variable will coincide with the desired state variable. This algorithm may overcome several shortages of conventional model, such as integrator problems, small EMF at low speed and relatively large sensitivity of stator resistance variation. Also, this paper presents a newly developed optimal equation about the momentum constant and the learning rate. The proposed algorithms are verified through simulation.

Key Words : Sensorless Vector Control, Neural Networks, Optimal Equation

1. 서 론

벡터 제어에서는 직교 좌표상에서 고정자 전류 벡터가 기준이 되는 자속벡터와 동기 될 수 있도록 제어 입력을 인가해야 하는데, 이러한 구현에는 자속 위치에 대한 정확한 정보가 요구되며 이를 얻는 방법에 따라 직접 벡터 제어와 간접 벡터 제어로 나눌 수 있다[1]. 구동장치의 설치 환경에 따라 센서를 사용하는 것이 허용되지 않거나, 전체 구동 시스템의 가격 상승의 원인이 되므로 속도센서 없이 벡터제어를 구현하여야 한다[2]. 이에 따라 1980년대 후반부터 유도전동기의 센서리스 제어를 위하여 다양한 자속 관측기법과 속도 추정기법이 연구되었다. Schauder가 제안하였던 MRAS방법은 전압방정식의 적분에서의 순수적분에 고주파 통과필터를 이용하였는데 약 2[Hz]정도까지 구현하였다[3]. Kubota가 제안한 전차원 자속관측기와 고정자 저항 추정 이론은 상당히 복잡한 수식을 포함하여 실제 시스템에 구현하기가 어려우며 자속 및 속도 추정과 고정자 저항 추정 방법 상호간의 관계로 인하여 파라미터 추정에는 여전히 문제점을 가지고 있다[4]. Kubota는 제안한 전차원 자속관측기와 동일한 형태를 가지면서 속도 추정기의 입력신호를 변화한 형태의 방식도 제안하였다[5]. 이러한 방법들은 속도지령의 계단함수 변화를 입력할 때 실제 전동기 속도는 지령속도에 수렴하지 않는데

이는 어떤 추정속도에도 한 개 이상의 정상상태가 존재하기 때문이다. 이를 해결하기 위하여 Kubota는 순시 무효전력을 이용한 확장 칼만 필터를 적용하였다[6]. 또한 고주파 전류를 주입하여 전동기의 속도를 추정하는 방법도 연구하였다[7]. 최근에는 Fodor 등은 다층 퍼셉트론을 이용하여 신경 회로망을 속도 센서리스 벡터 제어에 적용하였다[8]. 이 방식은 미리 얻어진 입·출력 데이터를 사용한 off-line 학습으로 속도 추정기를 구성하였으며, 파라미터 변동에 속도 추정이 가능하였다. 하지만 이 방법은 충분한 입·출력 데이터에 의한 사전 학습이 필요하여 실제 시스템에 응용하기에 부적합하다. 한편 Ben-Brabin 등은 신경 회로망을 이용하여 전동기의 속도를 on-line으로 추정하였다[9].

본 논문에서는 신경망을 이용하여 on-line으로 기존의 제어 방식과 다르게 전동기 전압방정식에서 유도된 자속이 아닌 고정자 전류를 기준 값으로 사용하여 기존의 제어 방식의 단점을 해결 할 수 있는 제어 알고리즘과 신경망에서 사용되는 모멘텀 항과 학습률의 값 설정문제에 관한 관계식을 제안하였다. 농형 유도전동기 구동 시스템을 대상으로 디지털 시뮬레이션을 통해 제안된 속도 센서리스 제어방식의 우수성과 타당성을 입증하였다.

2. 신경망을 이용한 속도추정

2.1 유도전동기의 모형화

농형 유도전동기의 전압과 자속을 정지좌표계상에서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{v}_s^s = r_s \mathbf{i}_s^s + \frac{d}{dt} \lambda_s^s \quad (1)$$

[†] 교신저자, 正會員 : 龜尾 1 大學 電氣科 副教授 · 工博
^{*} 正會員 : 慶北大 工科大學 電氣工學科 助教授 · 工博
^{**} 正會員 : 慶北大 工科大學 電氣電子工學科 教授 · 工博
^{***} 正會員 : 慶北大 工科大學 電氣電子工學科 教授 · 工博
 接受日字 : 2004年 8月 25日
 最終完了 : 2004年 10月 6日

$$0 = r_r i_r^s + \frac{d}{dt} \lambda_r^s - w_r J \lambda_r^s \quad (2)$$

$$\lambda_s^s = L_s i_s^s + L_m i_r^s \quad (3)$$

$$\lambda_r^s = L_m i_s^s + L_r i_r^s \quad (4)$$

여기서, $\mathbf{v}_s^s = [v_{ds}^s \ v_{qs}^s]^T$ 는 고정자 전압, $\mathbf{i}_s^s = [i_{ds}^s \ i_{qs}^s]^T$ 는 고정자 전류, $\mathbf{i}_r^s = [i_{dr}^s \ i_{qr}^s]^T$ 는 회전자 전류,

$\lambda_s^s = [\lambda_{ds}^s \ \lambda_{qs}^s]^T$ 는 고정자 자속, $\lambda_r^s = [\lambda_{dr}^s \ \lambda_{qr}^s]^T$ 는 회전자 자속이며, r_s 는 고정자 저항, L_m 은 상호 인덕턴스,

L_s 는 고정자 인덕턴스, L_r 는 회전자 인덕턴스이다. 위 식으로부터 고정자 전류와 회전자 자속의 미분식으로 정리하면 유도전동기의 상태방정식은 식(5)와 식(6)으로 표현할 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_s^s \\ \lambda_r^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_s^s \\ \lambda_r^s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{v}_s^s = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bv}_s^s \quad (5)$$

$$\mathbf{i}_s^s = \mathbf{Cx} \quad (6)$$

$$A_{11} = -\left\{ \frac{r_s}{\sigma L_s} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma T_r} \right\} A_{12} = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \left\{ \frac{1}{T_r} \mathbf{I} - w_r \mathbf{J} \right\}$$

$$A_{21} = \frac{L_m}{T_r} \mathbf{I} \quad A_{22} = -\frac{1}{T_r} \mathbf{I} + w_r \mathbf{J}, B_1 = \frac{1}{\sigma L_s} \mathbf{I}, C = [\mathbf{I} \ \mathbf{0}]$$

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{J} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, T_r = \frac{L_r}{r_r}$$

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$$

2.2 신경망을 이용한 제안된 속도 추정

제안된 속도 추정기는 전차원 상태 관측기를 기반으로 한 신경망을 사용한 속도 추정 기법이다. 그림 1은 신경망을 이용한 제안된 속도 추정기의 블록도이다.

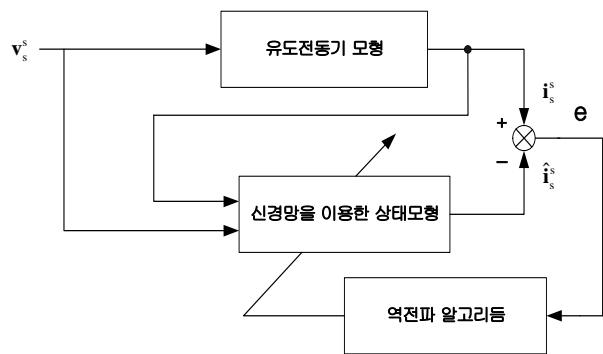


그림 1 제안된 속도 추정기 블록도
Fig. 1 Block diagram of the proposed speed estimator

본 논문에서는 고정자 전류를 모니터링 하여 신경망의 기준값으로 사용하였다. 고정자 전류는 특별한 연산과정 없이 직접 검출 가능하므로 기준값으로 사용할 수 있다. 따라서 기존 방식의 문제점들이 해결가능하며 더 우수한 속도 추정 특성을 얻을 수 있다. 그리고 전차원 상태 관측기를 기반으로 하는 신경망에서 추정된 고정자 전류를 적응값(adaptive value)으로 한다. 결국 신경회로망에서 학습 할 연결강도

(weight)는 추정해야 할 모터의 속도 정보가 포함되어 있는 값을 선택하고 역전파 알고리즘을 사용하여 그 오차가 최소가 되는 방향으로 연결강도를 학습시키며 학습됨에 따라 결과적으로 추정해야 할 모터의 속도 정보 역시 학습을 함으로써 모터의 속도가 추정된다.

2.3 신경망 모형과 제안된 학습 알고리즘

신경망 모형을 설계하기 위해 식(5)와 식(6)을 블록도로 나타내면 그림 3과 같고, forward transform을 사용하여 sampled-date model로 변환하면 다음과 같다.

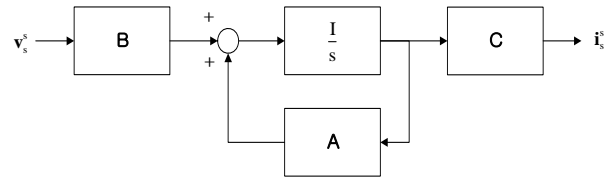


그림 2 유도전동기의 상태공간 블록도
Fig. 2 State space block diagram of Induction motor

$$\lambda_{dr}(k+1) = W_1 \lambda_{dr}(k) - W_2 \lambda_{qr}(k) + W_3 i_{ds}(k) \quad (7)$$

$$\lambda_{qr}(k+1) = W_1 \lambda_{qr}(k) + W_2 \lambda_{dr}(k) + W_3 i_{qs}(k) \quad (8)$$

$$i_{ds}(k+1) = W_7 i_{ds}(k) + W_4 \lambda_{dr}(k) + W_5 \lambda_{qr}(k) + W_6 v_{ds}(k) \quad (9)$$

$$i_{qs}(k+1) = W_7 i_{qs}(k) + W_4 \lambda_{qr}(k) + W_5 \lambda_{dr}(k) + W_6 v_{qs}(k) \quad (10)$$

여기서, $W_1 = (1 - \frac{T_s}{T_r})$, $W_2 = -w_r T_s$, $W_6 = \frac{1}{\sigma L_s} T_s$

$$W_4 = (\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{T_r}) T_s, W_5 = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} (-w_r) T_s$$

$$W_7 = 1 - [(\frac{r_s}{\sigma L_s}) + \frac{(1-\sigma)}{\sigma T_r}] T_s$$

신경망의 연산시간을 줄이기 위해 입력이 되는 고정자 전류와 고정자 전압 그리고, 회전자 자속의 절대값을 사용한다. 식(7) - 식(10)에서 신경망을 이용하여 고정자 전류뿐만 아니라 속도 성분이 포함된 항이 있는 W_5 는 기계적으로 유도전동기의 속도 항에 비례하므로 추정된 속도는 W_5 가 학습됨에 따라 비례적으로 학습되기 때문에 실시간으로 정확한 속도를 추정할 수 있다.

유도전동기의 속도 추정은 역전파 알고리즘을 사용하며 그 절차는 다음과 같다.

① 모니터링 된 고정자 전류와 신경회로망에서 추정된 고정자 전류 사이의 오차는 식(11)와 같다.

$$\mathbf{e}(k+1) = [e_1(k+1) \ e_2(k+1)]^T \quad (11)$$

$$= [i_{ds}^*(k+1) - \hat{i}_{ds}(k+1) \ i_{qs}^*(k+1) - \hat{i}_{qs}(k+1)]^T$$

② 식(11)을 에너지 함수로 나타내면 식(12)와 같다.

$$E(k+1) = \frac{1}{2} \mathbf{e}^T(k+1) \mathbf{e}(k+1) \quad (12)$$

③ 연결강도를 나타내는 W_5 는 위의 에너지 함수를 최소화 하는 방향으로 조절되며 식(13)과 같이 표현된다.

$$\Delta W_5(k+1) = -\eta \frac{\partial E(k+1)}{\partial W_5} \quad (13)$$

④ 식 (13)에 chain rule을 적용하면 식(14)와 같으며

$$-\eta \frac{\partial E(k+1)}{\partial W_5} = -\eta \frac{\partial E(k+1)}{\partial \hat{i}_s(k+1)} \frac{\partial \hat{i}_s(k+1)}{\partial W_5} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k+1)}{\partial \hat{i}_s(k+1)} &= \frac{1}{2} \frac{\partial [e^2(k+1)]}{\partial \hat{i}_s(k+1)} \\ &= \frac{1}{2} \frac{\partial [i_s^*(k+1) - \hat{i}_s(k+1)]^2}{\partial \hat{i}_s(k+1)} \\ &= -e^T(k+1) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\frac{\partial \hat{i}_s(k+1)}{\partial W_5} = [-\lambda_{qr}(k) \quad \lambda_{dr}(k)]^T \quad (16)$$

식(15)와 식(16)에서 계산된 결과를 토대로 연결강도 W_5 를 나타내면,

$$\begin{aligned} \Delta W_5(k+1) &= -\eta \frac{\partial E(k+1)}{\partial W_5} \\ &= \eta e^T(k+1) [-\lambda_{qr}(k) \quad \lambda_{dr}(k)]^T \end{aligned} \quad (17)$$

⑤ W_5 로 유도전동기의 속도 추정

W_5 는 유도전동기의 속도 항에 비례하므로 추정된 속도는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta w_r(k+1) &= -\frac{\sigma L_s L_r}{L_m} \eta (\Delta W_5(k+1)) \\ w_r(k+1) &= w_r(k) + \Delta w_r(k+1) + \alpha \Delta w_r(k) \end{aligned} \quad (18)$$

여기서, η 는 학습률고 α 는 모멘텀 상수이다.

2.4 학습률과 모멘텀 상수항의 설정

신경망을 이용한 속도추정에서 모멘텀 항(α)과 학습률(η) 설정은 전체 시뮬레이션 결과에 큰 영향을 주기에 중요하다. 본 논문에서는 식(19) -식(21)과 표 1을 이용하여 모멘텀 상수와 학습률 설정을 위한 관계식을 유도하였다.

$$f(\alpha) = \sqrt{\frac{(w_r - \hat{w}_r)^2}{N}} \quad (19)$$

$$f(\eta) = \sqrt{\frac{(w_r - \hat{w}_r)^2}{N}} \quad (20)$$

$$f(\alpha, \eta) = \sqrt{\frac{(w_r - \hat{w}_r)^2}{N}} \quad (21)$$

표 1을 바탕으로 하여 다음과 같은 모멘텀 상수와 학습률 설정을 위한 관계식을 유도하였다. 학습률 항을 고정시키고 모멘텀(α)과 속도오차(f)의 관계를 1차, 2차, 시그모이드 방정식을 적용한 결과 아래와 같다.

- ① $f = 0.019 - 0.00893 \alpha$
- ② $f = 0.022 - 0.0393 \alpha + 0.0434 \alpha^2$
- ③ $f = \frac{0.139}{1 + e^{-(\alpha - 2.59)/1.422}}$

각 경우에 오차의 실효치를 계산하면 1차식에서 0.1516, 2

차식에서 0.2952 그리고 시그모이드에서 0.1664로 1차 방정식에 대해 가장 작다. 이것은 학습률과 모멘텀 상수에 대해 적용된 1차 방정식이 가장 적절함을 의미한다. 따라서 학습률과 모멘텀 상수의 관계식은 식(22)과 식(23)으로 표현된다. 표 1로부터 속도오차에 대한 학습률과 모멘텀간의 관계를 구하면 식(24)가 얻어진다.

표 1 학습률과 모멘텀 상수에 따른 유도전동기의 속도 오차

Table 1 Speed error of Induction machine according to α and η

$\eta \backslash \alpha$	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7
0.1	0.036	0.030	0.029	0.023	0.020	0.019	0.015	0.022
0.2	0.035	0.028	0.025	0.022	0.019	0.020	0.016	0.020
0.3	0.031	0.027	0.024	0.025	0.020	0.022	0.014	0.017
0.4	0.026	0.025	0.025	0.019	0.014	0.018	0.005	0.011
0.5	0.027	0.022	0.026	0.017	0.015	0.003	0.010	0.017
0.6	0.024	0.020	0.020	0.015	0.008	0.009	0.006	0.019
0.7	0.021	0.018	0.019	0.013	0.014	0.017	0.004	0.021
0.8	0.032	0.017	0.018	0.015	0.015	0.015	0.011	0.024

$$f(\eta) = 0.0158 - 0.01274 \eta \quad (22)$$

$$f(\alpha) = 0.019 - 0.00893 \alpha \quad (23)$$

$$f(\alpha, \eta) = -0.01274\eta - 0.008929\alpha + 0.03486 \quad (24)$$

표의 결과로부터 모멘텀은 학습률에 관계없이 0.6일때 가장 속도오차가 적고, 학습률은 모멘텀이 작은 경우($0 < \alpha < 0.5$)에 0.7 - 0.8에서, 모멘텀이 큰 경우에($\alpha > 0.5$)는 0.4 - 0.5에서 좋은 결과를 나타냈었다.

3. 사례연구와 검토

3.1 시스템의 구성

제안된 속도 추정기법을 사용하여 전체 시스템 구성은 크게 속도 제어기, 전류 제어기, 신경회로망을 사용한 속도 추정기와 PWM 발생기 등으로 구성되며, 블록도와 사용된 유도전동기의 정격과 상수는 아래와 같다.

표 1 유도전동기 정격과 상수
Table 1 Rates and parameters of induction machine

정격출력	22[kW]	r_r	0.024[Ω]
정격전압	220[V]	L_s	13.35[mH]
정격속도	1765[rpm]	L_r	13.65[mH]
극 수	4극	L_m	13.25[mH]
r_s	0.041[Ω]	J	0.12[kg · m ²]

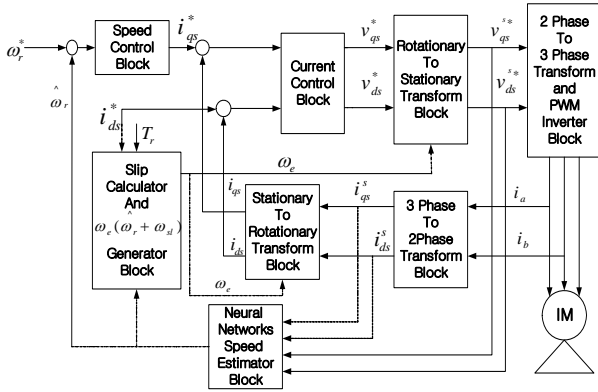


그림 3 제어시스템 블록도
Fig. 3 Block diagram of control system

3.2 시뮬레이션 결과와 검토

제한한 신경망을 이용한 유도전동기의 센서리스 속도제어의 타당성을 고찰하기 위해 Matlab-simulink를 사용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에서 전류제어기는 10[kHz], 속도와 자속 제어기는 1[kHz]로 구성하였으며, r_s, r_r, L_m, L_r, L_s 각각에 5[%]의 오차를 주었고, 3[sec]에서 4[sec]까지는 25[Nm]의 부하를 주었으며, 잡음(noise)도 인가하였다. 또한, 제안된 신경회로망의 모델링 상수와 학습률의 적절한 값을 선정할 수 있는 관계식을 이용하여 2.2[kw] 농형 유도전동기를 대상으로 실시하였다.

그림 4와 5는 제안된 방식으로 0[rpm]→50[rpm]의 저속의 속도지령을 인가하였을 시 전류와 속도응답특성이며, 저속 시에서 파라미터의 변동에도 불구하고 제안된 신경회로망의 역전파 알고리즘으로 인해 전류와 속도 추정특성이 우수함을 알 수 있다. x축의 좌표에 $\times 10^4$ 로 표시된 것은 0.1[ms]로 샘플링하였기 때문이다.

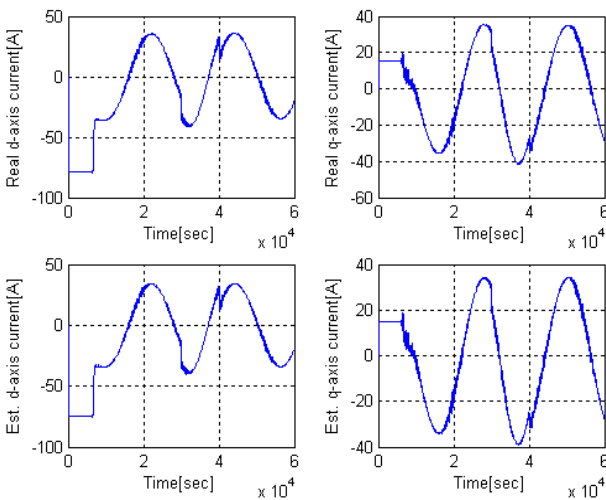


그림 4 저속영역의 계단 속도지령에 대한 전류응답
(0rpm → 50rpm, 0[Nm]→25[Nm]부하)
Fig. 4 Current response for step speed reference of the low speed range
(0rpm → 50rpm, 0[Nm]→25[Nm] Load)

그림 6 - 그림 9은 제안된 방식으로 0[rpm]→500[rpm]의 중속, 0[rpm]→1000[rpm]의 고속의 속도지령을 인가하였을

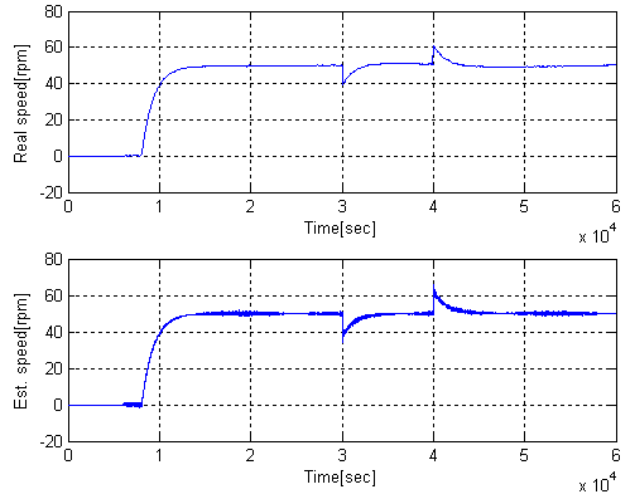


그림 5 저속영역의 계단 속도지령에 대한 속도응답
(0rpm → 50rpm, 0[Nm]→25[Nm]부하)
Fig. 5 Speed response for step speed reference of the low speed range
(0rpm → 50rpm, 0[Nm]→25[Nm] Load)

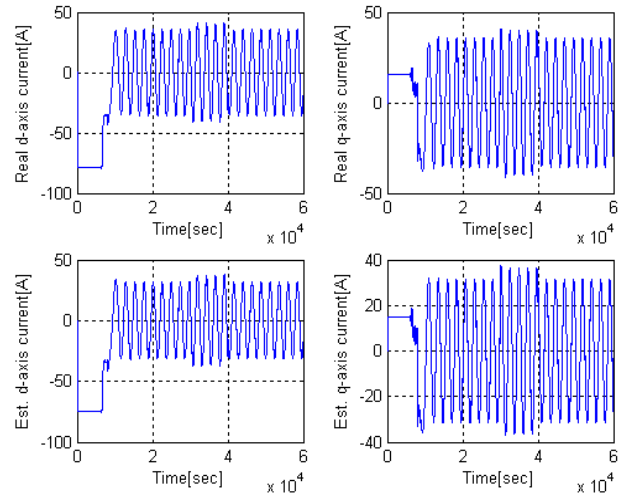


그림 6 중속영역의 계단 속도지령에 대한 전류응답
(0rpm → 500rpm, 0[Nm]→25[Nm]부하)
Fig. 6 Current response for step speed reference of the middle speed range
(0rpm → 500rpm, 0[Nm]→25[Nm] Load)

시 전류와 속도응답특성이며, 중-고속 시에서도 우수한 과도 응답 특성과 함께 전류와 속도 추정특성을 볼 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 산업계에서 주 동력원으로 사용되고 있는 유도전동기의 속도센서리스 제어에 신경망을 사용한 속도 추정 방식을 제안하고 시뮬레이션을 통하여 그 성능을 확인하였다. 특히, 기존의 신경회로망을 이용한 속도 추정 방법에 대한 문제점을 제시하고, 이런 문제점을 해결하기 위해 고정자 전류를 기준값으로 사용하고, 전차원 관측기를 기반으로 하는 신경회로망의 출력을 적응값으로 하여 개선된 속도 추정 방법을 제안하였다.

제안된 알고리즘은 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 파라미터

변동에도 불구하고, 저속에서 고속에 이르기까지 넓은 속도 범위에서 우수한 속도 추경 특성을 확인 할 수 있었고, 신경망의 모델링 상수와 학습률 설정 식을 적용하여 농형 유도전동기 구동 시스템을 이용한 디지털 시뮬레이션을 통해 제안된 속도 센서리스 제어방식의 우수성과 타당성을 입증하였다. 또한 본 논문에서 제안한 알고리즘은 실행하는데 많은 시간이 걸리지 않으므로 고속의 DSP 칩을 사용하지 않고도 구현이 가능하기에 많은 산업 현장에 활용도가 높을 것이라 생각된다. 향후 연구과제로는 사용된 신경회로망을 실제 유도전동기에 적용한 시스템 구현으로 성능을 확인해 보는 것이라 필요하다. 기존의 ANN칩을 사용한다면 신경망에서 소비되는 시간을 많이 줄일 수 있으리라 생각되며, TMS320C3X와 같은 DSP칩을 이용하면, 쉽게 시스템을 구현시킬 수 있을 것이다.

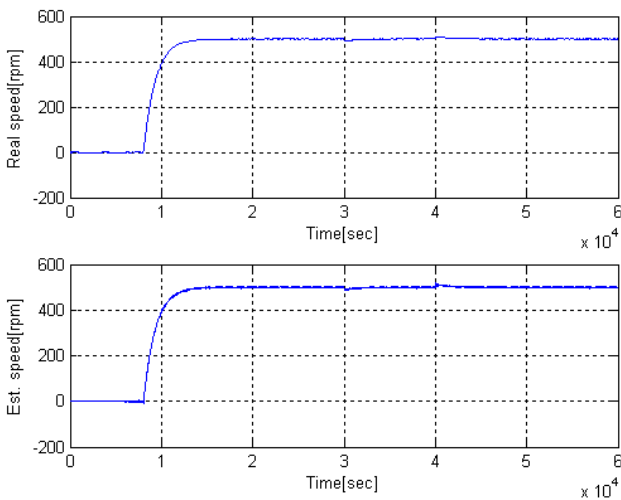


그림 7 중속영역의 계단 속도지령에 대한 속도응답
(0rpm → 500rpm, 0[Nm]→25[Nm]부하)
Fig. 7 Speed response for step speed reference of the middle speed range
(0rpm → 500rpm, 0[Nm]→25[Nm] Load)

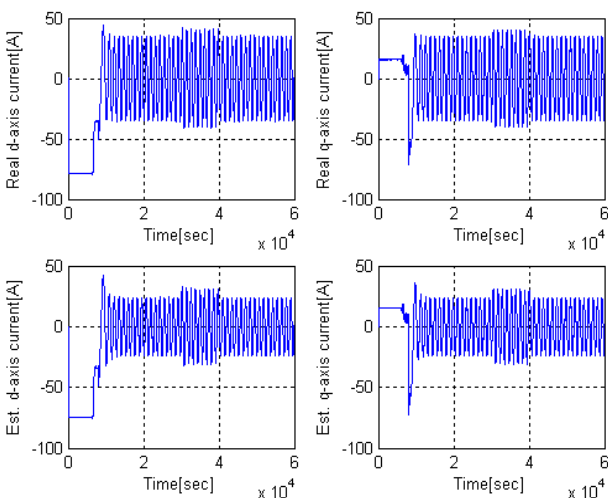


그림 8 고속영역의 계단 속도지령에 대한 전류응답
(0rpm → 1000rpm, 0[Nm]→25[Nm]부하)
Fig. 8 Current response for step speed reference of the high speed range
(0rpm → 1000rpm, 0[Nm]→25[Nm] Load)

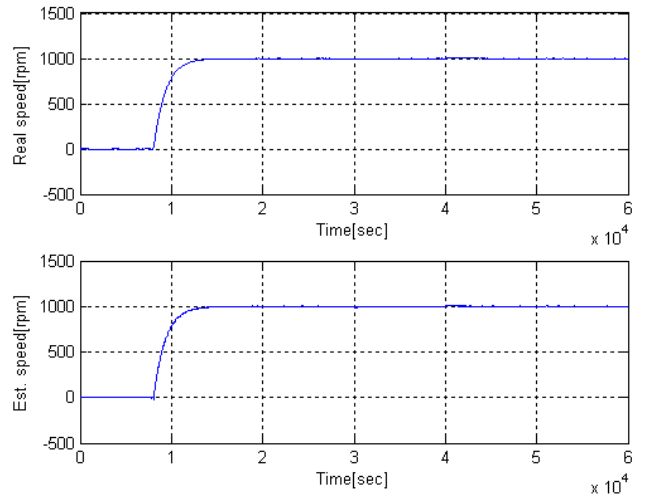


그림 9 고속영역의 계단 속도지령에 대한 속도응답
(0rpm → 1000rpm, 0[Nm]→25[Nm]부하)
Fig. 9 Speed response for step speed reference of the high speed range
(0rpm → 1000rpm, 0[Nm]→25[Nm] Load)

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력공학 공동 연구소(R-2002-B-051) 주관으로 수행된 과제임.

참 고 문 헌

- [1] W.Novotny and R.D.Lorenz, "Principle of Vector Control and Field Orientation", in Tutorial Course Record, "Introduction to Field Orientation and High Performance AC Drivers", IEEE IAS, Ann. Mtg, pp.6-17, 1995.
- [2] T.Ohtani, N.Takada and K. Tanaka, "Vector Control of Induction Motor without Shaft Encoder", IEEE IAS. Ann. Mtg., pp.500-507, 1989.
- [3] Colin Schauder, Adaptive Speed Identification for Vector Control of Induction Motors without Rotational Transducers, IEEE Trans. on I.A., vol.28, no.5, Sep./Oct., pp.1054-1061, 1992
- [4] H.Kubota, K.Matsuse and T.Nakano, DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor, IEEE Trans. on I.A., vol.29, no.2, Mar./Apr., pp.344-348, 1993
- [5] G.Yang and T.H.Chin, "MRAS based speed sensorless control scheme with stator resistance identification function for vector controlled induction motor drives" Trans. IE.Eng.Jpn., vol.111-D, no. 11, pp.945-953, Nov., 1995
- [6] M. Tsuji, "A sensorless vector control system for induction motros using q-axis flux with stator resistance identification", IEEE Trans, I.E., vol. 48, no1, Feb., 2001.
- [7] J.I.Ha and S.K.Sul, Sensorless Field-Orientation Control of and Induction Machine by High-Frequency

Signal Injection, IEEE Trans. on I.A., vol.35, no.1, Jan./Feb., pp.45-51, 1999

- [8] D.Fodor, J.P.Six and D.Dianna, "Neural Networks Applied for Induction Motor Speed Sensorless Estimation", ISIE'95, pp.181-186, 1995
- [9] L.Ben-Brahim and Y.Kudor, "Implementation of an Induction Motor Speed Estimator Using Neural Networks", IPEC, pp.52-57, 1995.



서 보 혁 (徐 輔 焌)

1952년 3월 11일생. 1987년 서울대 공대 전기공학과 졸업(학사). 1980년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1985년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 경북대학교 공대 전자전기공학부 교수.

Tel : 053-940-5504

Fax : 053-950-5505

E-mail : bhsuh@knu.ac.kr

저 자 소 개



박 성 욱 (朴 省 昱)

1964년 11월 16일생. 1987년 경북대 공대 전기공학과 졸업. 1989년 경북대 대학원 졸업(석사). 1991년 국방과학연구소 근무. 1992년~현재 구미1대학 컴퓨터응용전기 전공 부교수.

Tel : 054-440-1203

Fax : 054-440-1209

E-mail : swpark@kumi.ac.kr



최 종 우 (崔 鐘 宇)

1969년 2월 25일생. 1991년 서울대 공대 전기공학과 졸업(학사). 1993년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 현재 경북대학교 전자전기공학부 조교수.

Tel : 053-950-5515

Fax : 053-950-5505

E-mail : jwchoi@ee.knu.ac.kr



김 흥 근 (金 興 根)

1954년 4월 24일생. 1980년 서울대 공대 전기공학과 졸업(학사). 1982년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 현재 경북대 전자 전기공학부 교수.

Tel : 053-940-5605

Fax : 053-950-5505

E-mail : kimhgh@knu.ac.kr