

論文 98-35T-9-9

신경망이론을 이용한 유도전동기 파라미터 추정

(Parameter Estimation of Induction Motor using Neural Network Theory)

吳元錫 *

(Won-Seok Oh)

요 약

본 연구는 부하변동이 잦은 유도 전동기 속도제어 시스템에 적합한 신경망 알고리즘을 제안하고 구현을 위한 실제적인 파라미터 추정방법을 제안한다. 전동기 파라미터의 적응추정을 위하여 역전파 신경망 알고리즘을 도입한다. 기준 상태변수와 실제 상태변수와의 오차가 역전파되어 전동기 파라미터를 추정한다. 이의 구현을 위해 고속 연산 신호처리용 프로세서인 TMS320C25를 이용한 제어 시스템을 구성한다. 제어시스템은 알고리즘의 적용이 용이하도록 PC에 기초한 DSP제어 시스템으로 설계 제작한다. 시뮬레이션과 실험을 통하여, 본 연구의 신경망 제어 시스템이 부하변동에 강한 구조를 갖고 있으며 유도전동기 제어에 실제적 구현이 가능함을 입증한다.

Abstract

In this paper, a neural network(NN) control system is proposed and practically implemented, which is adequate to the induction motor speed control system with frequent load variation. The back propagation neural network technique is used to provide a real adaptive estimation of the motor parameter. The error between the desired state variable and the actual one is back-propagated to adjust the motor parameter, so that the actual state variable will coincide with the desired one. Designed control system is based on PC-DSP structure for the purposed of easiness of applying NN algorithm. Through computer simulation and experimental results, it is verified that proposed control system is robust to the load variation and practical implementation is possible.

I. 서 론

최근 유도전동기 고성능 운전을 위한 연구가 지속적으로 이루어져 왔다. 이들 연구는 주로 벡터제어의 문제점을 개선하는 연구들로 전동기 회전자 저항변동을 보상하는 연구와 전류제어, 그리고 속도제어기에 관한 연구들이다.

이중 속도제어기에 관한 연구들은 일반적으로 널리 사용되어 온 PI, PID 제어기들의 문제점들을 해결하기 위한 연구들이다. 이 제어기들은 제어 상수값이 적절히 조정될 경우 좋은 운전 특성을 보이며 제어 알고리즘의 실현이 간단하여 아날로그 제어기로도 구성이 가능하다. 그러나 부하가 변동하거나 시스템의 파라미터가 변동하는 경우 동작점이 변하여 최적의 운전상태를 유지하기 위해서는 제어기의 이득상수 값을 조정해야 하는 문제점이 있다. 이 문제점을 해결하기 위한 방안으로 현대제어이론들을 도입한 연구가 최근 활발히 진행되고 있다. 즉, 적응관측자, 모델기준 적응제어, 자기 동조제어, 가변구조제어, 확장칼만필터, 퍼지, 신경망등을 이용하여 부하변동이나 파라미터 변동등을

* 正會員, 柳韓大學 電氣科

(Yuhan College, Electrical Engineering)

※ 이 연구는 1997년도 유한대학 학술연구비 지원에 의하여 수행되었음.

接受日字: 1998年8月28日, 수정완료일: 1998年9月25日

보상하거나 속도 센서없는 벡터제어의 응용등 유도전 동기의 고성능 운전을 위한 연구들이다. 이러한 연구 경향은 자동화가 가속화됨에 따라 외란이나 부하변동에 강인한 전동기 시스템이 요구되고 있는 최근의 경향을 반영하고 있다.

1957년 Rosenblatt에 의해 발표된 최초의 신경망 모델인 단층퍼셉트론에서 시작된 신경망모델은 1980년대 중반에 다층신경회로망으로 발전되었으며 출력층의 오차를 역전파 형식으로 전파하고 신경회로망의 연결 강도를 조정하여 비선형 시스템을 모형화하는 학습력 때문에 유도전동기와 같은 비선형 시스템을 제어할 때 매우 훌륭한 잠재력을 가지고 있다. 그러므로, 현재 전력전자의 여러분야에서 신경망이 응용되고 있다. Karzmirowski등은 신경망을 PWM인버터의 전류 제어기에 응용하였고^[1], Toh등^[2]은 자속 추정기에, Bose등^[3]은 4개의 궤환신호 추정에 신경망을 이용하였고 Schroder등^[4]과 Brahim등^[5]은 속도센서 없는 벡터제어 방식에 응용하였다. 또한, Ba-razzouk 등^[6]과 Hofmann등^[7]은 회전자 저항 추정에 이용하는 응용분야가 확대되고 있다.

본 연구는 유도전동기의 고성능운전을 위해서 부하변동에 강인한 제어시스템 구현을 목적으로 유도전동기 파라미터 추정에 적합한 신경망 이론을 제안하고 그의 실제적 구현을 위하여 디지털 신호처리용 프로세서를 이용한 제어 시스템을 구성한다. 제어기는 시스템의 오차항과 제어 입력항으로 구성된 평가함수를 최소로 하도록 설계하고 갑작스런 제어입력변동을 보상하기 위하여 2 스텝의 제어입력차를 평가요소로 한다. 또한 제어성능을 향상시키기 위해 출력오차의 적분항을 평가함수에 포함하고 부하변동을 파라미터 변동으로 표현하여 신경망으로 추정된 파라미터로 제어기의 이득을 보상하게 한다. 전동기 파라미터 추정은 신경망이론을 이용한다. 파라미터를 추정하기 위해 역전파 알고리즘에 기초한 두 모델의 상태 추정방법이 제시된다. 시뮬레이션과 실험을 통하여 본 연구에서 제시한 유도전동기 제어 시스템의 타당성을 입증한다.

II. 제어기 구성

본 연구에서 제어하고자 하는, 부하변동이나 기타 외란에 영향을 받는 시스템에 대한 수학적 모델은 식 (1)과 같은 확률적인 단 입력, 단 출력 ARMAX

(autoregressive moving average model with auxiliary input) 모델로 표현할 수 있다.^[8]

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d}B(q^{-1})u(t) + C(q^{-1})\omega(t) \quad (1)$$

여기서, $\{y(t)\}$ 와 $\{u(t)\}$ 는 시스템의 출력과 입력이고 $\omega(t)$ 는 무상관 백색 잡음(uncorrelated white noise sequence)이고, t 는 샘플링 순간 ($t=1, 2, 3, \dots$), q^{-1} 은 단위 시간 지연 연산자로서 $q^{-d}y(t) = y(t-d)$ 가 되며, d ($d \geq 1$, 정수)는 시스템의 시간지연을 나타낸다. A, B 와 C 는 q^{-1} 의 다항식이고 식 (2)로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_nq^{-n} \\ B(q^{-1}) &= b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_mq^{-m} \quad ; b_0 \neq 0 \quad (2) \\ C(q^{-1}) &= 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_lq^{-l} \end{aligned}$$

상수 n, m, l 은 다항식 A, B, C 의 차수이고 이 차수와 a 를 알면 모델 파라미터들은 파라미터 추정법으로 구할 수 있다. 유도전동기 속도 제어 시스템에 적합한 제어기를 설계하기 위하여 식 (3)와 같은 평가 함수를 정의한다.

$$\begin{aligned} J(u, t) &= E\{[y(t+d) - y_{ref}(t+d)]^2 + \rho_u[Ru(t)]^2 + \rho_v[\nu_e(t+d)]^2\} \\ &= E\{\zeta(t)\} \quad (3) \end{aligned}$$

여기에서 $E\{\cdot\}$ 는 샘플링 순간 t 에서 얻어진 값에 의한 샘플링 순간 $t+a$ 에서의 기대값을 나타내고, $y_{ref}(t)$ 는 기준 제어를 나타낸다. 강인한 제어 성능을 갖게 하기 위해 제어 루프에 추적오차의 적분항인 $\nu_e(t)$ 를 포함하였고, $\nu_e(t)$ 는 식(4)과 같이 표현할 수 있다. 이 추적오차의 적분항은 제어기의 출력 오차를 빠르게 줄일 수 있는 제어 요소로 보고되고 있다.^[9]

$$\nu_e(t) = \nu_e(t-1) + e(t) \quad (4)$$

$$e(t) = y_{ref}(t) - y(t) \quad (5)$$

ρ_u, ρ_v 는 제어 입력의 크기와 시스템 응답의 정밀도 사이의 가중치를 선택하기 위한 인자들이다. 그리고, $Ru(t)$ 는 제어입력의 변동을 최소로 하기 위해 평가 함수에 포함한 항으로 제어 입력 $u(t)$ 의 갑작스런 변화가 시스템의 불안정성을 초래할 수 있으므로 이를 제한하기 위한 항이다. 따라서, R 을 식 (6)과 같이 하

였다.

$$R = 1 - q^{-1} \quad (6)$$

그러므로 식(3)의 의미는 샘플링 순간 $t+d$ 에서의 응답 오차, t 의 제어 입력의 증가치 그리고 t 까지의 응답오차 적분항의 제곱의 합을 뜻한다. 그러므로, 평가 함수를 최소화함으로써 시스템 응답과 기준 궤적의 오차를 최소화할 수 있다. 시간 i 에서 $\xi(t)$ 를 최소화 하면 $J(u, t)$ 가 최소화되므로 $\xi(t)$ 를 제어입력에 대하여 미분하여 $\xi(t)$ 를 만족하는 제어입력 $u(t)$ 를 구한다.

III. 시스템의 수학적 모델

본 연구에서는 부하시스템을 M-G (Motor-Generator) 시스템으로 구성하였다. 유도전동기 부하 토오크 방정식은 식(7)이 된다.

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{P}{2J} (T_e - T_L) \quad (7)$$

여기서, ω_r 은 각속도, F 는 극수, J 은 M-G시스템의 관성, T_e 와 T_L 은 각각 전동기의 발생토크와 부하토크이다. 또한, 동기속도로 회전하는 좌표계에서 발생토크는 식(8)로 표현할 수 있다.^[10]

$$T_e = \frac{3}{2} \left(\frac{P}{2} \right) \frac{L_m}{L_r} I_{qs} \psi_{dr} \quad (8)$$

여기서 L_m, L_r 은 각각 자화 인덕턴스와 회전자 인덕턴스이고, I_{qs}, ψ_{dr} 은 고정자 q축 전류와 회전자 d축 쇄교자속이다. 식(7)을 샘플링 시간(T_s)이 매우 적다고 가정하여 일차 홀더로 이산화 시키면 식(9)로 나타낼 수 있다.

$$\frac{\omega_r(t+1) - \omega_r(t)}{T_s} = \frac{1}{J} (K_e \cdot I_{qs}(t)) - \frac{P}{2J} T_L \quad (9)$$

여기서, $K_e = \frac{3}{2} \left(\frac{P}{2} \right)^2 \frac{L_m}{L_r} \psi_{dr}$ 이다.

부하 토오크항은 식(10)과 같이 쓸 수 있다.

$$T_L = K_L \omega_r(t) \quad (10)$$

여기서, K_L 은 부하용 발전기의 상수이다.^[11]

식(9)와 식(10)을 정리하면 식(11)이 된다.

$$y(t+1) = \phi^T(t) \theta^T + \omega(t) \quad (11)$$

여기서

$$y(t+1) = \omega_r(t+1) \quad (12)$$

$$\phi^T(t) = [-\omega_r(t), I_{qs}(t)] \quad (13)$$

$$\theta^T(t) = \left[-\frac{PK_L T_s}{2J} - 1, \frac{PK_e T_s}{2J} \right] = [a_1, b_0] \quad (14)$$

식(11)의 $\omega(t)$ 는 평균이 영이고 분산이 미지의 값 σ 의 제곱인 백색잡음의 외란이다. $\phi^T(t)$ 는 시스템의 상태 변수인 $\omega_r(t), I_{qs}(t)$ 로 구성되고 $\theta^T(t)$ 는 추정할 파라미터 a_1 과 b_0 로 구성된다. $y(t+1)$ 은 시간 i 에서의 one-step-ahead predictor의 성격을 갖는다.^[12] 식(11)은 ARMAX 모델인 식(1), 식(2)에 기초하여 보면 $n = 1, m = 0$ 인 경우와 같으며 노이즈 레벨을 나타내는 i 의 값과 시간지연 d 는 실제 시스템의 모델 응답에 따라 선택해야 하는데 본 연구에서는 $i = 0, d = 1$ 로 선정하였다. 식(14)를 보면 부하토오크 변동 뿐만 아니라 관성의 변동등도 합하여 파라미터로 추정됨을 알 수 있다. 식(1)의 제어 입력 $u(t)$ 는 $I_{qs}(t)$ 이므로 식(3)을 최소화하는 제어입력 $I_{qs}(t)$ 를 구하면 식(15)와 같다.

$$I_{qs}(t) = \frac{1}{b_0^2(1+\rho_\nu) + \rho_u} [(1+\rho_\nu)b_0 a_1 y(t) + \rho_u I_{qs}(t-1) + (1+\rho_\nu)b_0 y_{ref}(t+1) + b_0 \rho_\nu v_e(t)] \quad (15)$$

이 제어기에는 입출력 오차를 보상할 적분항과 비례항이 포함되어 있으며 정제환 루프와 입력치의 급격한 변화를 방지하는 항이 포함되어 있다. 그러므로, 제안된 제어기는 빠른 과도 응답과 부하변동시 신속하고 안정된 회복 능력을 갖게 된다.

식(15)에서 보는 바와 같이 유도전동기 제어기의 파라미터는 관성과 부하토오크 등의 변화에 의존하며 또한 샘플링 시간에도 의존됨을 알 수 있다. 일반적으로 유도전동기 제어시스템에서는 시스템의 사용분야가 지정되어 있다. 그러므로, 이 파라미터 변동요인들에 의한 파라미터 변화는 일정한 변동범위를 갖게 된다. 이 점은 파라미터를 추정하고자 하는 제어 시스템 구성에

매우 중요한 참고 자료가 된다. 본 연구에서는 각 변동요인 즉, 샘플링시간이 일정할 때 관성변화와 부하토크 상수변화에 대한 파라미터 변동한계를 검토하여 파라미터 추정기의 불안정에 따른 추정 파라미터의 드리프트를 제거하도록 하였다.

IV. 신경망 이론

상태변수 추정을 위해 2개의 모델이 사용되는데 하나는 실제 전동기 모델이고 다른 하나는 신경망 모델의 출력이다. 신경망 모델(Neural model)의 연결강도(weights)는 전동기 파라미터로 선택되며 신경망 모델 출력은 그림 1과 같이 실모델(Induction motor model)의 출력과 비교되고 실모델과의 총오차는 신경망 모델의 연결강도를 조정하기 위해 역전파된다. 그래서 이 신경망 모델의 출력이 실모델과 일치하게 된다. 신경망 추정기의 경우 온라인 추정기와 오프라인 추정기가 있는데, 온라인 추정기는 파라미터의 변동을 추정하여 그결과를 제어기에 반영하는 경우에 주로 사용하고 있다. 오프라인 추정기인 경우는 시스템 특성을 파악하기 위해 입출력 데이터를 구하여 시스템의 상태를 추정하는 목적으로 사용하고 있다. 본 연구에서는 파라미터 추정 결과를 제어기에 반영하고자 온라인 추정기를 사용한다.

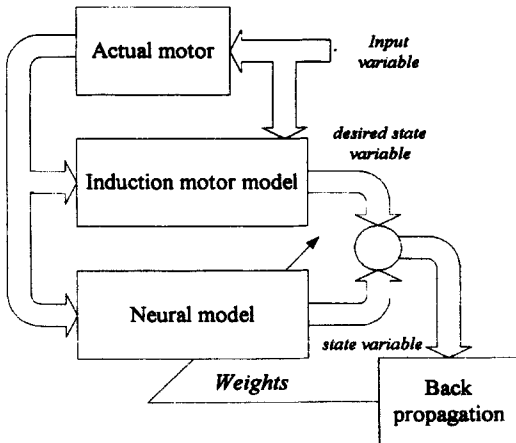


그림 1. 파라미터 추정 신경망의 구조
Fig. 1. Neural network system block diagram.

본 연구의 신경망 모델을 설계하기 위해 식(11)을 정리하면 식(16)과 같이 된다.

$$Y(t+1) = W_1 X_1(t) + W_2 X_2(t) \tag{16}$$

여기서, W_1, W_2 는 a_1, b_0 이고 $X_1(t), X_2(t)$ 는 각각 상태변수인 $-w_r(t), I_{as}(t)$ 이다.

식(16)으로 부터 본 연구의 신경망 모델인 그림 2의 신경망 모델을 얻을 수 있다.

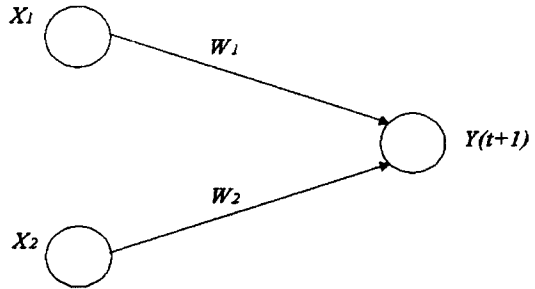


그림 2. 사용된 신경망 모델
Fig. 2. Used Neural network model.

그림에서 W_1, W_2 는 신경망의 연결 강도이고 추정해야 할 전동기 파라미터이다. 전동기 모델의 출력($y_r(t)$)과 신경망 출력($Y(t)$)의 오차는 식(17)로 표현된다. 뉴런 사이의 연결강도는 에너지 함수인 식(17)을 최소화하도록 조절된다.

$$\epsilon(t) = y_r(t) - Y(t) \tag{17}$$

$$E = \frac{1}{2} \epsilon^2(t) = \frac{1}{2} (y_r(t) - Y(t))^2 \tag{18}$$

연결강도의 변화는 식(19)로 주어진다.

$$\begin{aligned} \Delta W_i(t) &\propto -\frac{\partial E}{\partial W_i} = -\frac{\partial E}{\partial Y(t)} \frac{\partial Y(t)}{\partial W_i} \\ &= -\delta X_i, \quad (i=1,2) \end{aligned} \tag{19}$$

여기서, δ 는 $\frac{\partial E}{\partial Y(t)}$ 이고 식(20)과 같다.

$$\delta = (Y(t) - y_r(t)) \tag{20}$$

그러므로,

$$\Delta W_i(t) = (Y(t) - y_r(t)) W_i \tag{21}$$

경신된 신경망 연결강도 $W_i(k)$ 는 식(22)과 같다.

$$W_i(t) = W_i(t-1) + \eta \Delta W_i(t) \tag{22}$$

여기서, η 는 학습계수이다. 이 계수는 학습율을 나타내고 이 값이 크면 연결강도의 변화가 더욱 커지고 진동할 우려가 있다. 그러므로, 본 연구에서는 진동을 피하면서 학습율을 높이기 위해 식(23)을 이용한다.

$$\Delta W_i(t) = -\eta \delta X_i + \alpha \Delta W_i(t-1) \quad (23)$$

여기서 계수 α 는 현재 연결강도에 대한 과거 값의 영향을 결정한다. 그러므로 연결강도는 식(24)와 같이 표현된다.

$$W_i(t) = W_i(t-1) - \eta \delta X_i + \alpha W_i(t-1) \quad (24)$$

식(24)로 부터 시스템 파라미터인 W_1 과 W_2 즉, a_1 과 b_0 를 구하고 식(15)에 대입하여 제어 입력 I_{qs} 를 구한다. 본 연구의 신경망은 온라인으로 파라미터를 추정하므로 각 샘플링 순간마다 한번씩 학습을 진행하도록 한다. 이것으로 인한 파라미터의 드리프트나 부정확성을 줄이기 위해서 본 연구에서는 파라미터의 변동 가능폭을 설정하여 그 폭을 벗어나면 이전 파라미터 값으로 추정되도록 알고리즘을 구성한다.

V. 시뮬레이션 결과

본 연구의 알고리즘을 부록1과 같은 파라미터를 갖는 유도전동기에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션은 속도가 변동하였을 경우와 부하가 변동하였을 경우로 나누어 수행하였고 그에 따른 시스템의 응답특성을 고찰하였다.

그림 3은 본 연구에서 제안한 유도전동기 벡터제어 시스템의 전체 블럭선도이다. 그림에서 제어기(controller)는 식(15)의 구조로 구성된 제어기이며 신경망에서 구한 파라미터로 제어기의 이득을 조정하는 속도 제어기이다. 속도와 자속의 지령에 따라 속도제어기에 의해 지령 토크 성분 전류 i_{ds}^* 와 지령 슬립각 속도 ω_{sl} 이 출력되며, ω_{sl} 은 검출된 회전자 각속도와 더해져 좌표변환을 위한 θ_e 가 결정된다. 제안된 제어 알고리즘의 성능비교를 위하여 PI 제어기와 동작특성을 비교하였다. 실제 3상전류를 검출하여 계산된 i_{ds}, i_{qs} 값은 지령 d, q 전류 i_{ds}^*, i_{qs}^* 와 비교되며 그 결과를 전류제어기를 통하여 유도전동기를 동작시킨다. 본 연구에서 사용한 전류제어기는 Kazmierkowski등(1991)^[13]이 제안한 전류제어기를 디지털화하여 사용

하였다. 이 전류제어기는 히스테리시스 전류제어기의 단점을 보완한 전류제어기로 영전압 벡터를 첨가하여 스위칭 수를 줄인 전류제어기이다.

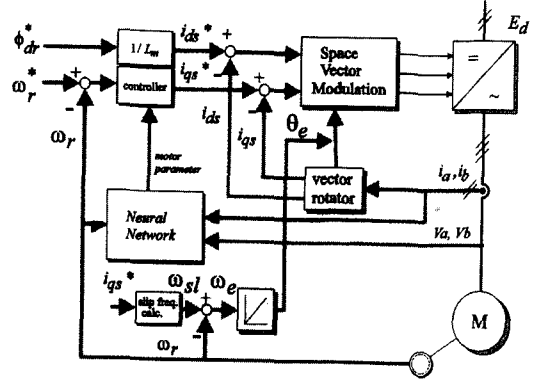


그림 3. 벡터제어 시스템의 전체 블럭선도
Fig. 3. Overall block diagram of proposed vector control system.

동특성 해석을 위한 3상 농형 유도전동기의 방정식은 식(25), 식(26), 식(27)과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{d\psi_{ds}}{dt} &= V_{ds} - r_s i_{ds} \\ \frac{d\psi_{qs}}{dt} &= V_{qs} - r_s i_{qs} \\ \frac{d\psi_{dr}}{dt} &= -r_r i_{ds} - \omega_r \psi_{qs} \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} &= -r_r i_{qr} + \omega_r \psi_{dr} \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{dr} \\ i_{qs} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \frac{1}{L_s L_r - L_m^2} \begin{bmatrix} L_r \psi_{ds} - L_m \psi_{dr} \\ L_s \psi_{dr} - L_m \psi_{ds} \\ L_s \psi_{qr} - L_m \psi_{qs} \\ L_r \psi_{qs} - L_m \psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{3}{2} \frac{L_m}{J} (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) - \frac{1}{J} T_l \quad (27)$$

본 연구에서 제안한 제어 알고리즘의 타당성을 입증하기 위하여 가변속 운전을 한 경우와 부하를 변동한 경우에 대하여 시뮬레이션을 수행하였다. 그리고 각각의 경우에 대하여 비교대상으로 PI 제어기를 선정하였고 여러 파라미터 추정자의 성능을 비교하였다.

1. 가변속 운전의 경우

정지 상태에서 150 [rad/sec]의 지령속도로 가속 운전과 감속운전을 한 응답특성을 고찰하였다. 부하는

관성 부하로 관성을 약 2배로 하였다. 그림 4는 신경망의 파라미터 추정특성이다. a_1 과 b_0 는 식(24)로 추정된 파라미터들이다. 초기에 파라미터를 추정할 때

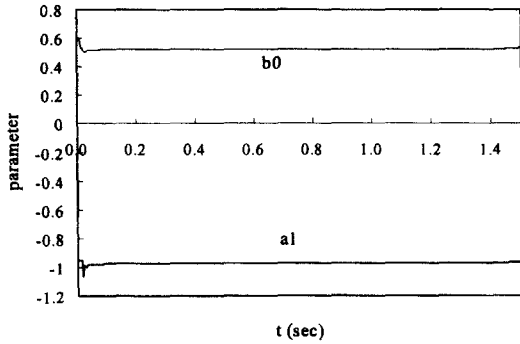
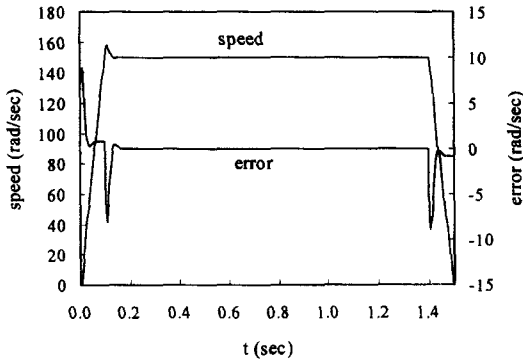
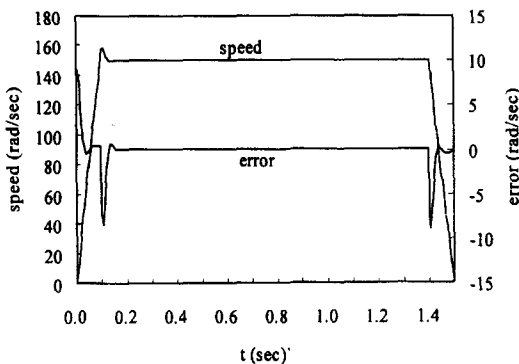


그림 4. 가변속 운전시 파라미터 추정 특성
Fig. 4. Characteristics of parameter estimation at variable speed drive.



1) PIC



2) 신경망

그림 5. 가변속 운전 응답(시뮬레이션)
Fig. 5. Response of variable speed drive (simulation).

까지 0.1초 정도의 과도특성을 보이다가 안정되게 시스템 파라미터를 추정함을 알 수 있다.

그림 5는 PI 제어기와 본 연구인 신경망 이론의 가변속 운전의 경우 속도 특성 비교이다. 기동시에 신경망의 응답특성이 PI의 경우보다 불량한 특성을 보이나 파라미터가 추정된 후에는 모두 양호한 결과를 보이고 있다. 초기 과도 상태기간 동안의 오차의 실효치를 구해 본 결과 신경망 제어기의 오차보다 PI 제어기의 오차가 1.5 [%] 적게 나타나고 정상상태에서는 둘 다 오차가 거의 없이 양호한 특성을 보인다. PI 제어기의 파형이 우수하게 나타나는 것은 시행착오법으로 PI 제어기의 이득을 수정하여 최적이득을 갖도록 하였기 때문이다. PI 제어기나 PID 제어기의 장점은 특정 동작점에서 최적의 이득으로 동작할 수 있다는 것이다. 그러나, 동작점이 변하면 최적의 이득으로 운전할 수 없으므로 우수한 제어 특성을 얻을 수 없다. 신경망 제어는 동작점이 변할 때, 이 변동을 추정하여 이득을 자동 조정할 수 있는 장점을 갖고 있어 동작점 변화시에도 만족할 만한 제어를 할 수 있는 것이 장점이 된다.

2. 부하변동의 경우

부하를 변동한 경우의 시뮬레이션 결과를 보인다. 기준속도가 150 [rad/sec] 인 경우이다. 그림 6은 정상상태에서 2.5 [Nm] 의 일정부하를 인가했을 때 신경망의 파라미터 추정특성을 나타낸 것이다. 부하변동시 파라미터의 변화를 적절히 추정하고 있음을 알 수 있고 부하를 제거했을 때 다시 원래의 파라미터로 수렴하는 것을 확인 할 수 있다. 그림 7은 PI 제어기와 본 연구의 신경망 이론의 부하변동에 의한 속도응답 특성 비교이다. 정상상태에서 2.5 [Nm] 부하를 인가하였다. 본 연구에서 비교를 목적으로 도입한 PI제어기는 고정 이득 제어기로서 제어기의 동작점을 앞질의 가변속 운전으로 정하였다. 그러므로, 부하가 변동하여 동작점이 변한 경우의 특성은 그림 7과 같이 최적상태 이득으로 운전되지 못함을 확인할 수 있다. 실제로 부하변동 기간 동안 오차의 실효치를 비교하면 PI 제어가 신경망보다 12 [%] 정도 오차가 많음을 알 수 있다. 그러므로, 부하변동에 의한 속도변동과 속도회복 시간에서 신경망 제어기가 양호함을 알 수 있다.

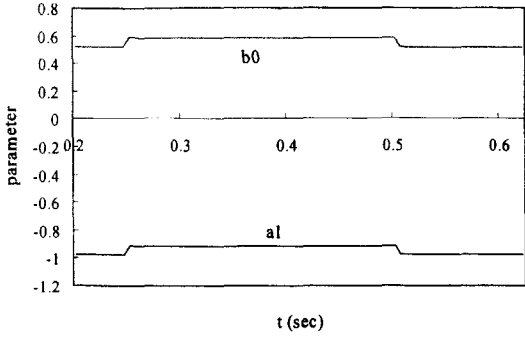
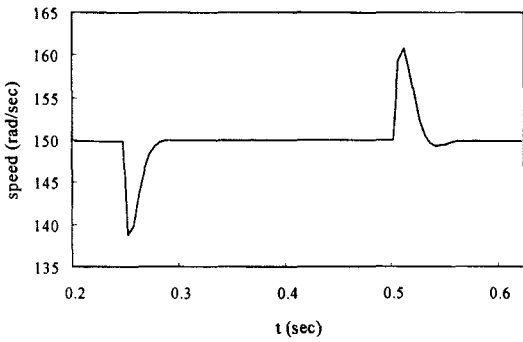
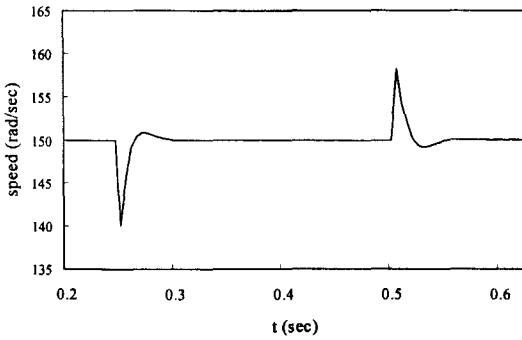


그림 6. 부하변동시 파라미터 추정 특성
 Fig. 6. Characteristics of parameter estimation at load variation.



(1) PIC



(2) 신경망

그림 7. 부하변동 응답(시뮬레이션)
 Fig. 7. Response of load variation (simulation).

VI. 실험 결과 및 고찰

본 연구에서 사용한 인버터는 전압원 인버터이고 스

위칭 소자는 600V, 50A인 트랜지스터 모듈 (SANREX QCB50A60)을 사용하였다. 적응 제어 알고리즘을 구현하기 위해서 빠른 명령 주기 (Instruction Cycle Time)를 갖는 디지털 신호처리용 프로세서인, 명령 주기가 100nsec의 TMS320C25를 이용하였다. 그림 8에 실험 시스템 구성도를 나타내고 그림 9에 I/O포트의 구성도를 나타내었다. 제작된 DSP 보드는 64Kword의 고속 static RAM을 PC(IBM호환기종)와 공유하며, 외부입력 포트에 A/D 변환기, 속도 카운터를 갖고 있고 출력포트로 8채널을 갖게 설계하였다. 속도 측정은 일반적으로 많이 사용되는 M/T method를 이용하였다. 속도 검출용 엔코더는 A상, B상 각각 1회전당 500개의 펄스가 나오며 이를 채배하여 사용하였다. 카운터는 i8254를 사용하고 i8254의 2개의 16bit 다운 카운터를 사용하여 채널 0은 M펄스를 카운트 다운하고 채널1은 T펄스를 카운트 다운 하였다. 프로그램 작업과 디버깅은 PC에서 수행되며 작업된 프로그램은 공유 RAM 영역으로 down load 되어 DSP가 제어 알고리즘을 실행할 수 있도록 하였다. 본 연구의 제어시스템은 PC와 램을 공유하고 있으므로 PC와 DSP간의 데이터의 이동이 자유롭게 되어 있다. 그러므로 DSP에서는 신경망등의 제어이론을 연산하고 그외의 I/O동작은 PC가 수행하도록 알고리즘을 구성하였다. 알고리즘은 C언어와 어셈블리어로 작성하였다.

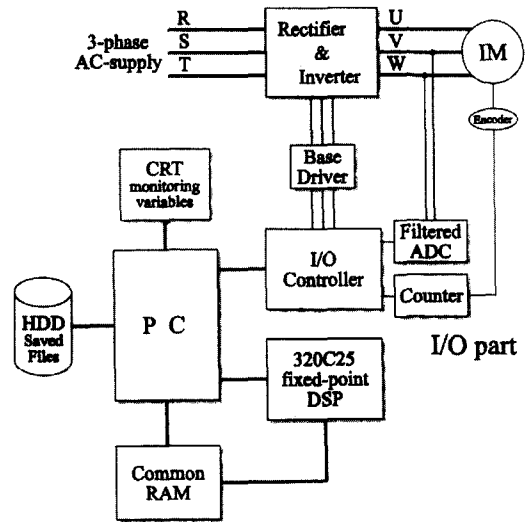


그림 8. 실험 시스템 구성도
 Fig. 8. Configuration of experimental system.

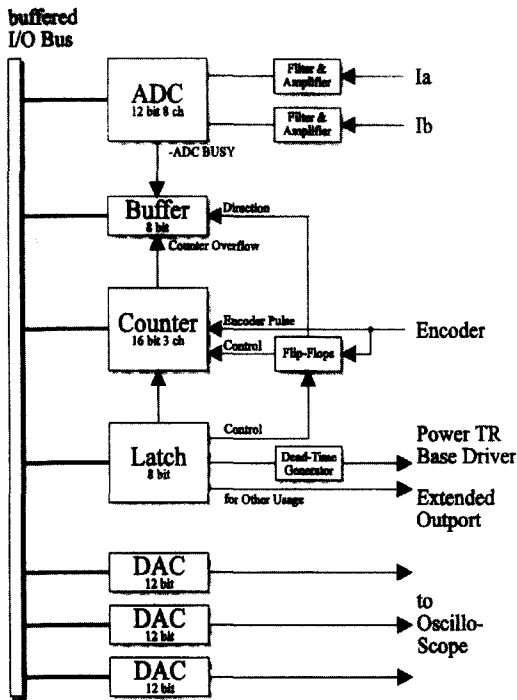


그림 9. I/O포트의 구성도
Fig. 9. Configuration of I/O ports.

실험장치는 MG set로 구성하였고 부하는 저항기를 사용하였다. 실험에 사용된 전동기의 정격은 정격 출력 0.75 [kW], 정격 전압 220 [V], 정격 전류 3.5 [A] 이고 파라미터는 부록1에 나타내었다. 실험파형은 D/A 변환기를 통하여 매 샘플링 순간마다 측정 데이터를 출력하도록 하여 디지털 메모리 스크프로 측정하였다. 전류 및 벡터제어기의 샘플링 시간은 200 μ sec로 하였다. 또한, 속도는 기계적인 파라미터이므로 갑작스럽게 변동하지 않으므로 2ms마다 속도 측정 루틴을 수행하였다.

1. 가변속 운전 특성 시험

시뮬레이션과 마찬가지로 정지상태에서 150 rad/sec의 리얼속도로 가속한 후 다시 감속하는 가변속 운전 특성을 시험하였다. 그림 10은 PIC의 경우의 실험 특성이고 그림 11는 신경망의 경우이다. PI 제어기의 경우 여러 번의 실험을 거쳐서 최적의 동작을 보이는 순간의 파형을 구한 것이다. 적정 이득으로 운전되므로 양호한 파형을 보이고 있다. 신경망의 경우는 파라미터 수렴전인 초기에 불안한 특성을 보이고 있으나 수렴 후 양호한 특성을 보인다. 그림에서 PI 와 신경

망 제어기의 응답 파형이 큰 차이가 없고 신경망 제어기가 최적의 PI제어기와 같이 양호한 특성을 보이므로 신경망 제어기의 구조가 적절함을 알 수 있다.

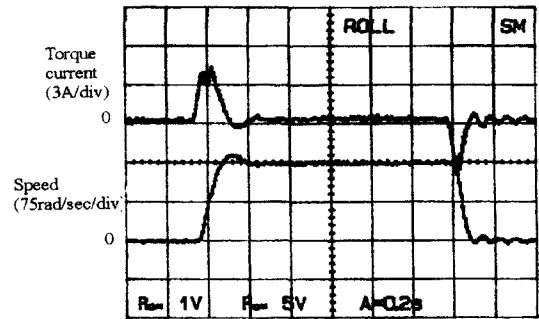


그림 10. 가변속 운전응답 : P I 제어기
Fig. 10. Response of variable speed drive : P I controller.

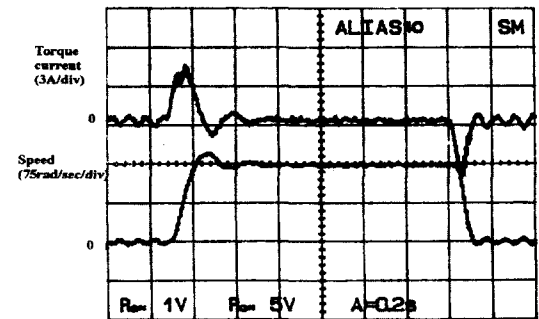


그림 11. 가변속 운전응답 : 신경망
Fig. 11. Response of variable speed drive : 신경망.

2. 부하변동의 경우

기준속도가 150 rad/sec인 정상상태에서 부하를 인가하였다. 그림 12는 PI 제어기의 경우이고 그림 13은 신경망의 경우이다. 신경망이 PI 보다 빠른 응답특성을 보이고 있으며 부하변동에 의한 속도변동의 폭도 PI 보다 적음을 알 수 있다. 또한 토크 전류특성도 PI 보다 안정된 응답을 보이고 있으나 초기응답시 PI 보다 높은 피크전류가 나타남을 알 수 있다. PI의 경우 가변속 응답의 이득값을 그대로 사용하였다. PI제어기의 부하변동에 대한 속도 응답은 좋지 못하며 이는 동작점이 바뀌어 최적 이득값이 바뀌었음을 뜻한다. 그러므로 부하변동등 동작점이 변화할 때는 본 연구의 신경망이 제어기가 적절함을 알 수 있다.

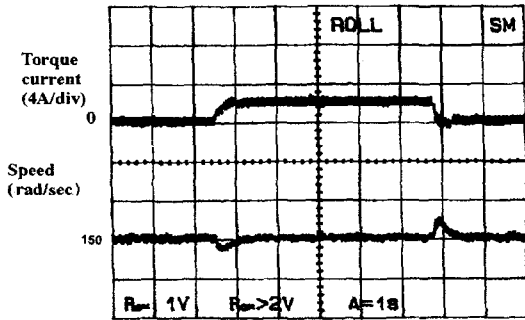


그림 12. 부하변동응답 : P I 제어기
Fig. 12. Response of load variation : P I controller.

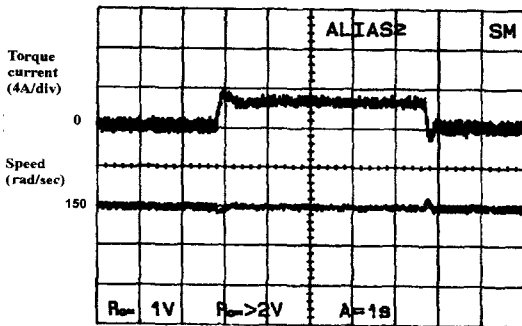


그림 13. 부하변동응답 : 신경망
Fig. 13. Response of load variation : 신경망.

VII. 결 론

본 연구에서는 유도 전동기의 벡터 제어의 성능 향상을 위하여 부하변동을 보상하는 신경망 알고리즘을 제안하였다. 제어 알고리즘의 파라미터 추정자가 제어기의 성능을 좌우하므로 전동기 시스템에 적합한 신경망 파라미터 추정자를 선정하였다. 부하 모델을 시스템 파라미터로 표현하였고 유도전동기 파라미터를 추정하여 부하변동을 보상하는 제어기를 구성하였다.

신경망제어기를 구현하기 위해서는 빠른 명령주기를 갖는 고속 프로세서의 도입이 필수적이므로 16bit TMS320C25 DSP를 제어기로 사용하여 벡터 연산 및 적응제어 알고리즘을 수행하도록 하였다. 또한 PC에서 프로그램 개발, 다운로드, 디버깅 및 모니터링등과 I/O port 제어, 즉, 속도와 전류 검출등을 수행하도록 하였다.

시뮬레이션과 실험을 통하여 본 연구의 신경망 알고

리즘을 이용한 유도전동기 벡터제어 시스템의 타당성을 입증하였다. 본 연구는 기존의 제어기의 경우, 이득이 특정 동작점에 고정되어 있어 부하 변동등 동작점이 변화할 때에 적절히 동작할 수 없는 문제점을 개선하여 신경망 제어기가 부하변동이 많은 계통에 실용적으로 이용될 수 있으리라 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] Karzmierkowski M. P., Sobczuk D., "Improved Neural Network Current Regulator for VS-PWM Inverters". IECON'94, pp.1237-1241.
- [2] A. K. Toh, E. P. Nowicki, and F. Ashrafzadeh, "A Flux Estimator for Field Oriented Control of an Induction Motor using an Artificial Neural Network," In Conf. Rec. IEEE Ind. Applicat., vol. 28, no. 5, pp.1054-1061, 1992.
- [3] M. G. Simoes and B. K. Bose, "Neural Network Based Estimation of Feedback Signals for a Vector Controlled Induction Motor Drive," IEEE trans. Ind. Applicat., vol.31, no.3, pp.620-629, 1995.
- [4] D. Schroder, C. Shaffner, and U. Lenz, "Neural-Net Based Observers for Sensorless Drives," IEEE IECON, pp.1599-1610, 1994.
- [5] L. Ben-Brahim, "Motor Speed Identification via Neural Networks," IEEE trans. Ind. Applicat., vol.31, no.3, pp.612-619, 1995.
- [6] A. Ba-razzouk, A. Cheriti and G. Olivier, "Artificial Neural Networks Rotor Time Constant Adaptation in Indirect Field Oriented Control Drives," IEEE IAS'96, pp.701-707, 1996.
- [7] W. Hofmann and Qingiong Liang, "Neural Network-based Parameter Adaptation for Field Oriented Ac-Drives," EPE'95, pp.391-396, 1995.
- [8] Goodwin, G.C. and K.S. Sin, Adaptive Filtering Prediction and Control. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1984.
- [9] Eduard Eitelberg, "A regulating and

tracking PI(D) controller," INT. J. CONTROL, Vol.45, NO.1, 1987, pp91-95.

[10] B.K. Bose, Power Electronic and AC drive, Prentice Hall, 1986.

[11] Axel Brickwedde, "Microprocessor based adaptive speed and position control for electrical drives," IAS84, pp.411-417.

[12] Parkum, J. E., et.al., "Selective forgetting in Adaptive Procedures," IFAC90 Estonia, vol.3, pp180-185.

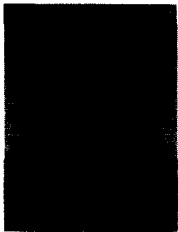
[13] M.P.Kazmierkowski, M.A.Dzieniakowski,

W.Sulkowski, "Novel space vector based current controllers for PWM-inverters," IEEE Trans. Power Electronics, vol.6, no.1, 1991, pp.158-166.

부록 1. 시험된 유도 전동기의 정수

R_s , 7.375 Ω	L_s , 0.47691[H]	L_m , 0.45278[H]	L_b , 24.127[mH]
R_r , 9.2802 Ω	L_r , 0.47691[H]	L_b , 24.127[mH]	J , 0.013 [Kgm ²]

저 자 소 개



吳元錫(正會員)

1962년 2월 19일생. 1985년 2월 한양대학교 전기공학과 졸업. 1987년 2월 한양대학교 대학원 전기과 졸업. 1994년 2월 한양대학교 대학원 전기과 졸업(공학박사). 1998년 현재 유한대학 전기과 조교수