

인공신경망을 이용한 VVVF-유도전동기 시스템의 실시간 운전효율 최적제어

李承哲, 崔翼, 權純學, 崔宙燁, 宋重鎬

Neural Network Based On-Line Efficiency Optimization Control of a VVVF- Induction Motor Drive

Seung-Chul Lee, Ick Choy, Soon-Hak Kwon, Ju-Yeop Choi, Joong-Ho Song

요 약

최적효율제어를 통한 유도전동기의 효율향상은 에너지 절감측면에서 매우 중요하며 인공신경망을 사용하면 시스템의 특성이 충분히 해석되지 않은 상태에서도 우수한 제어특성을 얻을 수 있다. 본 논문은 유도전동기 구동시스템에서 최적 슬립주파수를 추종하는 실시간 인공신경망 회로를 구성하여 운전효율을 최적화하는 제어방법을 제안한다. 제안된 최적 효율제어기는 인공신경망 제어기에 의해 시스템의 비선형성을 포함하여 전동기의 내부손실이 최소가 되는 운전점을 추종한다. 시뮬레이션과 실험을 통하여 기존의 일정 v/f 방식에 비하여 고속 경부하시 경제성 있는 에너지 절감효과를 충분히 확보할 수 있었다.

ABSTRACT

On-line efficiency optimization control of an induction motor drive using neural network is important from the viewpoints of energy saving and controlling a nonlinear system whose characteristics are not fully known. This paper presents a neural network-based on-line efficiency optimization control for an induction motor drive, which adopts an optimal slip angular frequency control. In the proposed scheme, a neuro-controller provides minimal loss operating point in the whole range of the measured input power. Both simulation and experimental results show that a considerable energy saving is achieved compared with the conventional constant v/f ratio operation.

Key Words: Induction motor, Efficiency optimization, Neural network

1. 서론

인버터를 이용한 유도전동기의 가변속 제어장치에서 운전효율의 향상은 전력절감을 통한 생산성의 향상, 에너지 자원의 효율적인 사용 그리고 환경오염의 방지 측면에서도 중요하다. 가변속 제어장치를 이용한 효율향상에 대한 연구는 지속적으로 이루어지고 있으며 국내에서도 정책적인 지원을 통하여 그 보급을 늘리기 위한 노력이 진행되고 있다¹⁾.

유도전동기는 전체전력의 약 60 % 정도를 소비하는 만큼 용량이나 수량면으로 전체 전동기의 대부분을 점유하고 있

다. 속도제어가 필수적인 생산설비나 제어기의 성능향상으로 직류전동기를 대체하는 경우 그리고 팬, 펌프 등 전동기의 속도를 직접 제어함으로써 설비의 관로손실을 감소시키는 영역 등을 감안할 때 가변속 제어장치는 점차 적용영역을 넓혀갈 것으로 전망된다.

언급한 바와 같이 가변속 제어장치를 이용한 전력절감은 속도를 감소시켜 요구되는 출력만을 발생시킴으로써 설비손실을 감소시키는 측면과 일정한 출력을 유지하면서 유도전동기의 내부손실을 최소화하는 측면으로 나누어 볼 수 있다. 본 논문에서는 전동기 운전시 내부손실의 최소화를 통한 효율향

상 제어 알고리즘에 대하여 다루고자 한다. 일반적으로 유도전동기의 내부손실의 최소화는 에너지 전달이 최대가 되는 동손과 철손의 평형상태 근처로 제어하는 것이다. 가변속 제어시스템의 구조에 따라 전동기 입력측 전압, 전류를 제어하거나 벡터제어 방식일 경우 자속성분의 전류를 제어함으로써 최적 슬립주파수를 인가하는 방법이다.

전동기의 속도와 토크에 따라 적절한 슬립주파수를 계산하여 인가하거나²⁾ 벡터제어의 예를 들면 경부하 상태에서 자속성분의 전류를 감소시켜 철손을 줄여주기 위해 부하토크에 대하여 최적의 자속값을 미리 계산하여 운전 시 적절한 자속패턴을 발생하는 방법이다. 그러나 이러한 방법은 온도변화, 주파수에 따른 표피효과 그리고 자속의 비선형과 포화효과등 비선형성을 감안하기가 어려워 부분적인 향상만을 이룰 수 있다. 이러한 단점을 해결하기 위해서는 요구된 출력을 유지하며 실시간으로 자속의 크기를 변화시켜 입력전력을 최소로 유지하는 제어방안이 요구된다. 최근 이러한 방안으로 퍼지제어기를 이용한 최적효율 제어 알고리즘의 적용에 관한 방법과 효과를 입증한 논문이 발표된 바 있다¹³⁾. 그러나 퍼지제어기는 경험적 지식을 기반으로 한 규칙베이스나 소속함수를 설계하는 면에서 어려운 점이 있으며 인공신경망 또한 구조설계나 학습알고리즘의 구성면에서 어려운 점이 있다. 그러나 퍼지제어기에 비하여 강인성과 실시간 제어 시 학습효과를 통한 수렴속도의 향상과 부하변동에 따른 제어기의 응답특성의 향상효과를 얻기 위하여 인공신경망을 이용한 최적효율 알고리즘을 부가하여 구성하고자 한다. 먼저 유도전동기의 운전조건에 따른 전동기 내부의 손실성분의 변화를 고찰하고 온도와 표피효과 및 자기포화등에 의한 파라미터의 비선형적인 변동에 의한 특성변화를 등가회로의 정상상태 해석을 통하여 고찰한다. 그리고 최적효율 제어알고리즘의 부가에 필요한 요소를 설정하고 이에 적절한 인공신경망의 구조와 학습알고리즘을 부가한다. 또한 시뮬레이션을 통한 최적효율 제어기의 동 특성을 평가하기 위해서 철손성분을 포함하는 등가회로를 이용하여 경부하시 최적 효율점의 추종능력과 부하변동에 의한 성능을 평가한다. 기존의 벡터제어 인버터에 범용적으로 적용될 수 있도록 효율제어 알고리즘을 설계하는 것이 효과적이며 벡터제어 알고리즘과 인공신경망의 계산시간을 확보할 수 있도록 부동 소수점 처리가 가능한 고속의 DSP소자를 사용한 디지털 제어보드를 사용한 실험으로 성능을 확인하고자 한다.

2. 유도전동기의 효율특성

농형 유도전동기는 저렴한 비용과 튼튼한 구조의 장점 때문에 현재 산업계에서 사용되고 있는 전동기의 약 90%를 점유하고 있다⁴⁾. 본 연구에서 사용된 가변속 인버터 구동회로는

그림 1과 같이 다이오드 정류기와 IGBT 인버터로 구성하였으며 유도전동기나 그리고 관련식들은 모두 3상 농형 유도전동기를 가정하였다. 전력손실에 대한 수식의 유도에 필요한 일반적인 선형 등가회로는 그림 2와 같다.

인버터를 이용한 유도전동기의 운전특성은 회전속도, 인가전압 그리고 주파수의 세가지 독립변수와 전동기의 상수에 의해 결정된다. 그리고 전동기 속도와 부하토크에 의해 유도전동기의 운전점이 결정되는데 전력손실이 최소가 되는 인가전압과 주파수의 조건을 찾을 수 있다¹⁶⁾. 일반적인 유도전동기의 전력 손실성분은 아래와 같으며 함수 안의 파라미터는 전력손실에 영향을 많이 끼치는 순서로 나열하였다.

- 고정자 동손 : $P_{\text{fs}} = f(T, V_s, f_c, \text{Temp})$
- 고정자 철손 : $P_{\text{fc}} = f(V_s, f_c)$
- 회전자 동손 $P_{\text{rs}} = f(T, s, \text{Temp})$
- 기계손(마찰 및 풍손) $P_m = f(\text{speed})$
- 포유부하손(Stray load loss) $P_{\text{sl}} = f(T, V_s, f_c, \text{Temp})$
- T_l : 부하토크(Load torque) [Nm]
- V_s : 고정자 전압(Stator voltage) [V]
- f_c : 인가전압의 동기주파수(Synchronous frequency) [Hz]
- s : 슬립(Slip)
- Temp : 온도(Temperature) [°C]

위의 손실 중에서 기계손과 포유부하손은 일정속도에서 부하토크에 따라 변하지 않는다고 가정할 때 임의의 부하조건에서 고정자와 회전자 동손 그리고 철손은 고

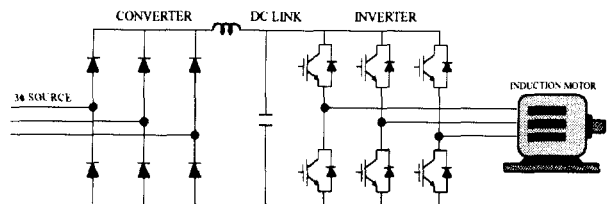


그림 1 인버터-유도전동기 시스템
Fig. 1 An inverter-induction motor system

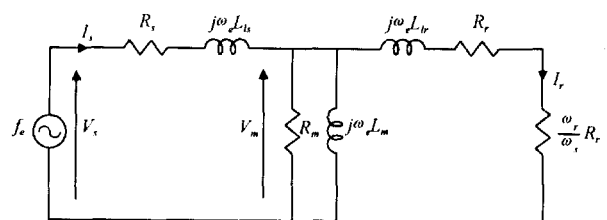


그림 2 유도전동기의 상당 등가회로
Fig. 2 Per-phase equivalent circuit of an induction motor

정자 전압과 주파수에 의해 손실이 최소가 되도록 제어할 수 있다. 손실 성분들은 유도전동기의 등가회로 그림 2의 저항성분이며 고정자 전류 I_s , 회전자 전류 I_r , 그리고 공극전압 V_m 에 대한 식으로 정리하면 다음과 같다.

$$P_1 = P_{cs} + P_{cr} + P_c = |I_s|^2 R_s + |I_r|^2 R_r + |V_m|^2 / R_m \quad (1)$$

내부 임피던스에 따라 V_s^2 에 대한 식을 유도하면 아래와 같다.

$$P_1 = V_s^2 \left[\left| \frac{Z_r + Z_m}{Z_t} \right|^2 R_s + \left| \frac{Z_r Z_m}{Z_t} \right|^2 / R_m \right] \quad (2)$$

여기서

$$\begin{aligned} Z_s &= R_s + j\omega_c L_s & Z_r &= (\omega_c / \omega_s) R_r + j\omega_c L_r \\ Z_m &= R_m j\omega_c L_m / (R_m + j\omega_c L_m) & Z_t &= Z_s Z_r + Z_s Z_m + Z_r Z_m \\ \omega_c &= 2\pi f_c & \omega_r &= 2\pi 60 N_r / N_c \\ \omega_s &= \omega_e - \omega_r & \omega_m &= \omega_r / N_p \\ N_c &= \text{Synchronous speed [rpm]} & N_r &= \text{Rotor speed [rpm]} \\ N_p &= \text{Number of pole pairs} \end{aligned}$$

이다. 전동기의 기계적인 출력 P_o 는

$$P_o = \omega_m T \quad (3)$$

기계손의 변화를 무시하면 위의 기계적 출력은 등가회로의 전기적 출력성분과 같으므로

$$3 I_r^2 (\omega_r / \omega_s) R_r = (\omega_r / N_p) T \quad (4)$$

이다. 위식을 등가회로의 고정자와 공극 임피던스간의 전압 식을 이용하여 전개하면 다음과 같다.

$$V_s^2 = T \omega_s / (N_p R_r) |Z_t / Z_m|^2 \quad (5)$$

식 (5)를 식 (2)에 대입하면 전체 손실전력은 전동기의 파라미터 그리고 부하토크, 주파수, 회전속도에 따른 함수로 아래와 같이 정리된다.

$$P_1 = \frac{2\pi T (f_c - 60 N_r / N_c)}{R_r N_p} \left[\left| \frac{Z_r + Z_m}{Z_m} \right|^2 R_s + R_r + \frac{|Z_r|^2}{R_m} \right] \quad (6)$$

식 (6)에서 손실은 주어진 전동기 속도와 부하 토크에 대하여 주파수만의 함수로 나타난다.

$$\left. \frac{\partial P_1(T, f_c, N_r)}{\partial f_c} \right|_{T, N_r} = 0 \quad (7)$$

따라서 주어진 부하조건에 대해 식 (6)를 이용해서 제어 가능한 손실전력 P_1 를 최소화하는 최적 슬립주파수를 찾아낸다. 식 (6)은 고차 비선형 미분 방정식이므로 완전해를 구할 수 없다. 따라서 유도전동기의 최적효율 운전조건은 식 (7)를 풀어서 찾아낸 최적 슬립주파수를 전동기 운전시스템의 제어 입력으로 줌으로써 해결할 수 있다. 최적 슬립주파수를 계산하는데 있어 실제 유도전동기를 운전했을 때의 최적값에 근사한 값을 얻어내기 위해서는 자속의 비선형성과 포화효과, 포유 부하손 그리고 표피효과등이 고려된 유도전동기 모델을 사용해야 한다. 그 중에서도 자속 포화효과가 최적 운전조건을 결정하는데 있어서 상당한 영향을 미치는 것으로 알려져 있다⁶⁾. 본 연구에서는 자속의 포화효과를 고려한 비선형 모델을 사용함으로써 실제와 근접하는 예측을 할 수 있도록 고려 하였다. 먼저 자속의 포화효과를 고려했을 경우 아래식과 같이 자속변화에 따라 X_m 과 R_m 의 값이 변하게 된다⁴⁾.

$$R_m = \frac{KR_m}{\beta_n(1+s^2/f_c) + \beta_e(1+s^2)} \quad (8)$$

$$X_m = KX_m \times X_{m0} \quad (9)$$

식 (8)에서 β_e 와 β_n 값은 각각 정격 주파수에서 단위 자속에 대한 고정자에서의 히스테리시스와 와전류 손실성분을 나타내며 X_{m0} 는 정현파 전압을 인가하여 공극자속이 정격치일 때 상호 리액턴스값을 기준으로 한다. 그림 3은 자속의 비선형성과 포화효과가 얼마나 큰 영향을 끼치는가를 보여준다. 선형모델에 있어서는 최적 슬립주파수는 부하에는 관계없이 속

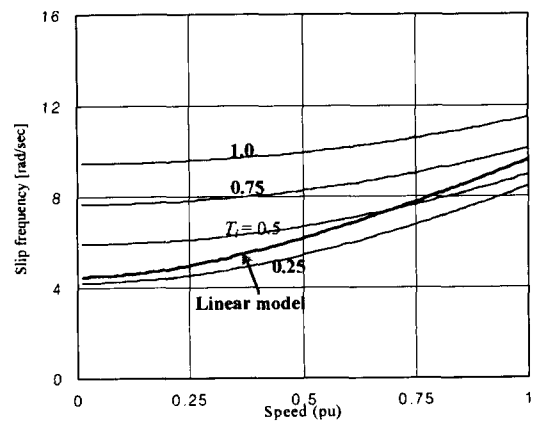


그림 3 선형과 비선형 모델의 최적 슬립주파수
Fig. 3 Optimal slip frequencies with linear and nonlinear model

도에 따라 거의 선형적으로 증가한다는 것을 알 수 있다. 그러나 자속의 포화효과를 고려한 비선형 모델에 있어서는 최적 슬립주파수가 각 부하에 따라서도 변한다는 것을 알 수 있다.

유도전동기의 상당 등가회로에서 고정자측 전원전압과 부하 임피던스 사이의 전원부 임피던스를 고려해보면 선형 모델의 경우에 있어서는 전원부와 부하사이에 가장 효율적인 전력전달을 가져오는 부하 임피던스의 단일값이 존재한다. 그리고 이 값은 전원전압과 부하에 전달되는 전력에 대해 독립적인 값이다. 따라서 주어진 주파수에 대해 자속 포화효과를 무시한다면 모든 부하토크영역에 있어 유일한 최적 슬립 주파수가 존재하게 된다. 그러나 자속의 포화효과를 고려했을 경우 최적 고정자전압은 부하토크에 따라 증가하기 때문에 전원부 임피던스는 부하에 따라 변하는 값이 되므로 최적 슬립주파수는 부하에 따라 변하게 된다. 그러므로 전동기 속도와 부하 토크에 의해 효율운전 특성이 결정된다는 것을 알 수 있다.

3. 유도전동기 효율향상을 위한 신경회로망 구성

신경회로망은 단위 신경모델들의 조합으로 이루어지며 각 신경모델에서 자극은 입력과 바이어스를 더하여 전달이득인 활성화 함수를 거쳐 전달되는 구조로 이루어진다. 입력에 따라 기대치가 출력되도록 각 가중치를 갱신하는 방법을 학습 과정이라 하는데 여기서는 적응적 학습기법을 이용한 오차 역전파 학습알고리즘을 변형해서 사용했다. 실제 유도전동기의 실시간 제어시에 기대치를 구할 수 없기 때문에 입력전력을 최소화하는 방향으로 연결강도와 바이어스를 조정하도록 신경회로망을 구성했다⁷⁾. 유도전동기의 효율특성에서 부하토크와 전동기속도에 의해 최적 슬립주파수가 결정되기 때문에 신경회로망 입력으로는 부하토크와 전동기속도를 사용하고 최적 슬립주파수를 출력하도록 구성하여야 한다. 여기서 부하토크는 전동기의 파라미터와 전류등을 이용하여 추정하는 값이므로 파라미터의 추정이 필요하다. 그러나 효율제어를 위한 인공신경망의 특성상 정확한 토크값 자체를 필요로 하는 것이 아니며 토크와 전동기속도 정보의 입력을 통하여 운전조건이 변화되었을 경우 수렴속도를 향상시키는 결과를 얻기 위한 것이다. 여기서 전동기의 기계적 출력이 속도와 토크의 곱으로 표현되고 내부손실이 더해져 곧바로 입력전력에 영향을 미치므로 토크를 대신한 입력전력과 전동기의 속도를 인공신경망의 입력으로 설정하였다. 그리고 인공신경망의 출력을 슬립주파수로 할 수 있으나 본 논문의 제어시스템이 간접 벡터제어 방식이므로 시스템에 적합하도록 재 구성하면 인공신경망의 출력을 자속성분의 전류로 하여 속도제어 루프에 의한 토크성분의 전류와 회전자 시정수에 의해 슬립주파수가 결정되도록 구성할 수 있다.

신경회로망의 구성은 2개의 입력과 1개의 출력 그리고 내부에는 은닉층과 출력층으로 구성되어 있으며 은닉층과 출력층에서 사용된 활성화 함수는 sigmoid함수이다. 적절한 은닉층의 뉴런수에 대한 계산방법은 잘 알려져 있지 않으므로 본 연구에서는 은닉층의 뉴런수를 시행착오에 의해 가장 좋은 성능을 나타내는 5개로 설정하였다. 신경망의 변수와 시스템의 수식을 일반화하기 위해 입력전력 p_m 과 전동기 회전 각속도 ω_m 을 X로 자속성분의 전류 i_{ds}^* 를 Y_k 로 표현하면 인공신경망의 구성은 다음 식들로 요약된다.

$$nh_j = \sum_i v_{ij} X_i + \theta_j \quad (10)$$

$$Z_j = f(nh_j) \quad (11)$$

$$no_k = \sum_j w_{jk} Z_j + \gamma_k \quad (12)$$

$$Y_k = f(no_k) \quad (13)$$

v_{ij} (Hidden layer weights), θ_j (Hidden layer biases)

w_{jk} (Output layer weights), γ_k (Output layer biases)

이며 은닉층과 출력층에서 입력과 연결강도를 곱하여 바이어스를 더한 후 활성화 함수를 통과시키면 해당하는 각각의 출력이 얻어진다. 본 실험에서는 인공신경망의 출력을 i_{ds}^* 로 대신하여 벡터제어 알고리즘에 부합하도록 i_{ds}^* 로 하였다.

출력층의 가중치 갱신은 식 (12)의 결과를 활성화 함수의 미분치와 곱하고 전동기의 슬립 각속도의 변화에 대하여 입력전력의 변화가 감소하는 방향으로 향하도록 귀환된다. 여기에 은닉층의 결과와 학습률을 곱하여 출력층 가중치의 변화분을 다음 식 (15)와 같이 구한다. 식 (15)에서 ω_s 를 대신하여 출력인 i_{ds}^* 에 대하여 전개해야 하지만 전동기의 운전상태에 따라 i_{ds}^* 의 변화가 생기며 이 과정에서 슬립과 입력전력에 모두 반영되므로 이와 같이 구성 하였다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{jk} &= -\eta \frac{\partial E_n}{\partial w_{jk}} = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial \omega_s} \frac{\partial \omega_s}{\partial no_k} \frac{\partial no_k}{\partial w_{jk}} \\ &= -\eta \frac{\partial E_n}{\partial \omega_s} f'(no_k) Z_j = -\eta \delta_k Z_j \end{aligned} \quad (14)$$

여기서

$$\Delta E_n = \frac{\Delta P_m}{\Delta \omega_s} \quad (15)$$

그리고 은닉층의 가중치 변화는 다음 식 (16)과 같다.

$$\Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial v_{ij}} = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial nh_j} \frac{\partial nh_j}{\partial v_{ij}} = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial Z_j} \frac{\partial Z_j}{\partial nh_j} \frac{\partial nh_j}{\partial v_{ij}} \quad (16)$$

$$\begin{aligned}
 &= -\eta \sum_k \left(\frac{\partial E_n}{\partial nh_k} \frac{\partial nh_k}{\partial Z_j} \right) \frac{\partial Z_j}{\partial nh_j} \frac{\partial nh_j}{\partial v_{ij}} = -\eta \sum_k (\delta_k w_{jk}) f'(nh_j) X_i \\
 &= -\eta \sigma_j X_i
 \end{aligned}$$

또한 은닉층과 출력층의 바이어스의 변화분은 각각 아래 식들과 같다.

$$\Delta \gamma_k = \eta \delta_k \tag{17}$$

$$\Delta \theta_j = \eta \sigma_j \tag{18}$$

본 연구에서는 모멘텀방법을 부가하여 연결강도의 현재값과 과거값의 변화율을 제한 시킴으로써 수렴속도를 향상시켰다. 보통 오차 역전과 학습방법은 작은 학습률과 많은 뉴런수의 은닉층 때문에 실제 전동기를 운전하면서 실시간으로 처리하기 위해서는 제어기의 처리속도에 제한이 따르게 되어 신경회로망의 수렴속도가 중요한 문제가 된다. 따라서 본 연구에서는 위에서 언급한 바와 같이 신경회로망의 수렴속도를 향상시키기 위해 모멘텀 방법을 사용하여 국소경사와 오차함수의 최근 경향까지 고려하도록 가중치를 학습시킨다. 즉, 현재의 가중치 변화뿐만 아니라 전 단계의 가중치변화도 고려함으로써 좀 더 빨리 수렴하도록 하는 방법이다. 일반적인 식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned}
 \Delta w(k) &= -\eta \nabla E_n + \alpha \Delta w(k-1) \cong -\eta / (1-\alpha) \nabla E_n \tag{19} \\
 \eta &: \text{learningrate} (\eta > 0) \quad \alpha : \text{momentertrate} (0 \leq \alpha < 1)
 \end{aligned}$$

은닉층과 출력층의 가중치와 바이어스의 갱신 알고리즘은 슬립 각속도의 변화율에 대한 입력전력의 변화율을 오차값으로 하여 오차가 0으로 되도록 가중치들은 갱신됨으로 입력전력이 최소점으로 수렴되도록 학습되며 수렴속도를 향상시키기 위하여 과거오차를 감안하여 구성된 모멘텀 방법을 적용하였다.

4. 토크맥동의 전향보상과 철손저항 성분을 포함하는 dq° 등가회로

부하율이 낮은 경우 신경망 제어기의 출력은 제어주기마다 여자전류를 감소시키므로 회전자계 Ψ_{dr} 은 지속적으로 감소된다.

$$\frac{d}{dt} \Psi_{dr} = \frac{L_m i_{ds} - \Psi_{dr}}{\tau_r} \tag{20}$$

여기서 $\tau_r = L_r/R_r$ 이며 회전자의 시정수이다. 자속의 과도한

감소는 실 토크(loss of torque)를 유발할 수 있으며 속도제어 루프에 의해 회복된다. 자속의 빈번한 변화로 인하여 저주파수의 토크맥동을 유발할 수 있으며 속도의 맥동이나 기계적인 공진을 야기할 수 있어 우려되는 현상이다. 이러한 문제점을 방지하기 위해 맥동토크의 전향 보상을 사용한다^[3]. 회전자계의 제어가 잘 이루어진 상태에서 유기토크는 다음과 같이 주어진다.

$$T_e = k_t i_{qs} \Psi_{dr} \tag{21}$$

토크가 일정할 경우 토크성분 전류 i_{qs} 는 회전자 자속 Ψ_{dr} 과 직각을 유지하며 반비례로 제어되는데 효율제어기의 샘플링 구간 내에서 회전자 자속이 감소되면 역작용을 얻기 위해 토크성분 전류가 증가하여 토크보상이 이루어져야 한다. 먼저 i_{qs} 와 Ψ_{dr} 의 초기치를 각각 $i_{qs}(0)$ 와 $\Psi_{dr}(0)$ 라 하고 자속성분의 전류 i_{ds} 의 변화에 대해 t 시간 후 완전한 보상을 위해서는 유기토크는 일정하게 유지되어야 하므로 다음과 같은 조건을 만족해야 한다.

$$[\Psi_{dr}(0) + \Delta \Psi_{dr}(t)] [i_{qs}(0) + \Delta i_{qs}(t)] = \Psi_{dr}(0) i_{qs}(0) \tag{22}$$

여기서 $\Delta i_{qs}(t)$ 에 대해 정리하면

$$\Delta i_{qs}(t) = \frac{-\Delta \Psi_{dr}(t) i_{qs}(0)}{\Psi_{dr}(0) + \Delta \Psi_{dr}(t)} \tag{23}$$

따라서 $\Delta \Psi_{dr}(t)$ 는 식 (20)에서 i_{ds} 의 변화에 의해 나타남으로 자속의 변화분에 따른 보상을 하기 위해서는 식 (23)의 토크성분 전류의 변화분을 필요로 하게 된다. 자속과 토크성분 전류는 각각 자속 추정치 $\hat{\Psi}_{dr} = L_m i_{ds}^*$ 와 전류 지령치 i_{qs}^* 를 실제 신호로 사용한다. 보상토크 전류의 변화량은 다시 불연속의 선형화를 통하여 아래 식 (24)에 의해 계산된다.

$$\Delta i_{qs}^*(k) = \frac{\hat{\Psi}_{dr}^*(k-1) - \hat{\Psi}_{dr}^*(k)}{\hat{\Psi}_{dr}^*(k)} i_{qs}^*(k-1) \tag{24}$$

위의 전류 변화분을 본래의 속도루프에 의해 발생된 전류에 더해줌으로써 임의의 순간에 $i_{qs} \Psi_{dr} (\cong T_e)$ 의 곱은 일정하게 유지시킬 수 있다.

그림 2와 같은 유도전동기의 상당 등가회로는 정상상태 운전 해석하는데 유용하며 동 특성을 연구하기 위해서는 동기 회전좌표축 등가회로를 사용한다. 일반적으로 유도전동기의 동특성을 고찰하기 위한 등가회로는 철손저항이 무시되는데 본 연구는 효율측면에서 다루고 있으며 앞에서 언급한 바와 같이 동손과 철손의 변화에 따라서 내부손실이 변하게 된

다. 자화인덕턴스와 병렬로 구성된 철손저항을 포함하는 동기 좌표축 dq' 등가회로는 다음식과 같이 쓸 수 있다. 고정 좌표축 수식들은 아래 수식의 동기속도 ω_e 를 0으로 대입한다.

$$R_s \begin{bmatrix} i_{qs}' \\ i_{ds}' \end{bmatrix} + \omega_e \begin{bmatrix} \Psi_{ds}' \\ -\Psi_{qs}' \end{bmatrix} + L_{ls} p \begin{bmatrix} i_{qs}' \\ i_{ds}' \end{bmatrix} + R_m \begin{bmatrix} i_{qrm}' \\ i_{drm}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{qs}' \\ v_{ds}' \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\omega_e \begin{bmatrix} \Psi_{dm}' \\ \Psi_{qm}' \end{bmatrix} + L_{lm} p \begin{bmatrix} \Psi_{dm}' \\ \Psi_{qm}' \end{bmatrix} - R_m \begin{bmatrix} i_{qrm}' \\ i_{drm}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$(\omega_e - \omega_r) \begin{bmatrix} \Psi_{dr}' \\ \Psi_{qr}' \end{bmatrix} + R_r \begin{bmatrix} i_{qs}' \\ i_{ds}' \end{bmatrix} + L_{lr} p \begin{bmatrix} i_{qs}' \\ i_{ds}' \end{bmatrix} + L_{lm} p \begin{bmatrix} i_{qrm}' \\ i_{drm}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{qr}' \\ v_{dr}' \end{bmatrix} \quad (27)$$

위의 식들과 같은 등가회로를 보이면 아래 그림 4와 같다. 축 회전은 기본파에 특정고조파를 가감하는 효과를 갖게 되며 전동기의 물리적 동작을 표현할 수 있으며 기본파와 고조파 손실들을 평가하는 동특성 연구를 위해 사용된다. 정상상태에서는 모든 기본파 변수들은 직류치로 나타나며 고조파에 의한 자속성분들은 매우 작고 독립적인 전압원들로서 나타나므로 무시할 수 있다.

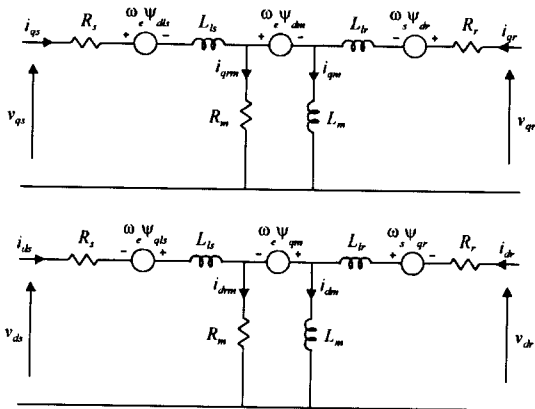


그림 4 유도전동기의 동기 좌표축상의 dq' 등가회로
Fig. 4 Dq equivalent circuit of an induction motor on synchronous axis

5. 실시간 최적효율 제어알고리즘과 시뮬레이션

그림 5는 제안된 최적효율 제어알고리즘을 적용한 전체 시스템의 블록선도이다. 기본적인 가변속 제어알고리즘은 전압형 인버터를 이용한 간접 벡터제어 방식이며 맥동토크 보상기를 추가하였다. 최적 효율제어는 요구되는 출력을 유지하면서 입력전력이 최소가 되는 자속성분의 전류가 인공 신경망 회로의 출력으로 발생한다. 따라서 최적 슬립주파수는 토

크성분 전류와 자속성분 전류 그리고 회전자 시정수에 의해 결정된다. 여기서 입력전력 P_{in} 은 검출의 용이함과 인버터 손실을 포함하여 전체손실이 최소가 되도록 구성하기 위하여 직류 링크단의 전압과 전류의 곱으로 입력전력을 대신하였다. 또한 시스템의 시뮬레이션은 자속의 크기에 따라 변화되는 자화인덕턴스와 철손저항의 비선형 특성과 이를 포함하는 dq' 등가회로를 이용하였다.

10마력 용량의 유도전동기를 대상으로 하여 회전속도 1500(rpm), 부하율 10% 경우의 시뮬레이션 결과를 그림 6에 나타냈다. 초기에는 정격자속을 인가하였으며 효율제어가 시작된 후 기준속도를 유지하며 입력전력이 최소가 되는 자속성분의 전류 i_{ds}' 를 출력함으로써 최적슬립을 추종하게 된

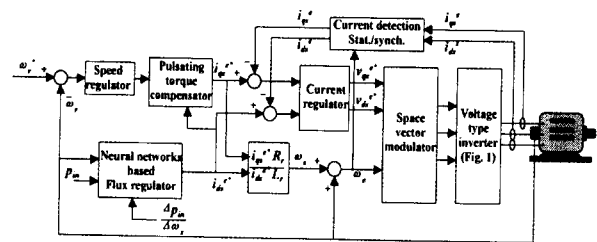


그림 5 제안된 효율향상 제어방식의 제어 블록도
Fig. 5 Proposed efficiency improvement control block diagram

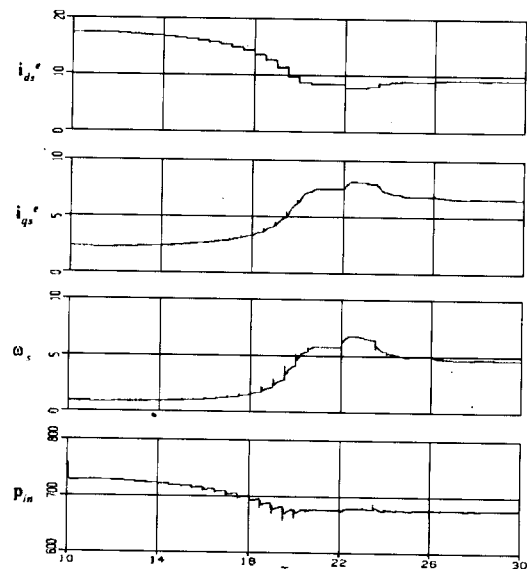


그림 6 회전속도 1500 (rpm), 부하율 20%에서 최적 효율점 수렴 과정의 시뮬레이션 파형
Fig. 6 Simulated converged waveforms at rotor speed 1500(rpm) and 20% load

다. 경부하 조건이므로 인공신경망의 출력인 자속성분의 전류 i_{ds}^* 는 감소하고 유기토크를 일정하게 유지하기 위해서 토크 성분 전류 i_{qs}^* 는 상승하게 된다. 이때 슬립주파수 ω_s 는 토크 성분 전류와 자속성분 전류 그리고 회전자 시정수에 의해 변화한다. 약 20초 후에 입력전력 P_{in} 이 최소가 되는 운전점에 수렴하였다. 일반적으로 효율향상을 위한 적용대상은 2승 저감 부하로써 고정된 부하패턴을 갖게 되고 속도를 가변하여 출력을 조절하는 경우가 대부분이다. 따라서 속도의 변화에 따른 수렴속도를 고찰하기 위해 회전속도를 10초 간격으로 1500-1200-900-1500-900-1200(rpm)으로 변화 시켜 가며 시뮬레이션을 통하여 고찰하면 그림 7과 같다.

효율제어를 시작한 후 초기조건에서는 최적 효율점에 도달하지 못하였으나 운전시간이 경과 함에 따라 인공신경망의 학습효과로 인하여 수렴속도가 점차 빨라짐을 알 수 있으며 속도변화에 대하여 안정하게 운전되고 각 조건에 따른 최적 효율 운전점을 우수한 추종성능을 확인 할 수 있다.

산업계에 실제 적용할 경우에는 부하변화에 대해서도 주의가 필요하며 부하의 종류와 설비의 구성형태에 따라 다소 차이가 있으며 자속성분의 전류변화가 느린 효율제어의 관점에서 보면 급격한 부하변동에 대해서는 실속할 우려가 있다. 따라서 부하변동의 허용치를 설정하여 경우에 따라서는 자속성분의 전류를 순시적으로 정격치까지 상승시켜 줄 필요가 있다. 그러나 일반적인 운전상태에서는 인공 신경망의 입력항에 부하변화를 감안할 수 있는 속도와 토크 추정값을 사용함으로써 시뮬레이션 결과에서도 보여 주듯이 빠르게 적응할 수 있도록 가중치가 학습된다.

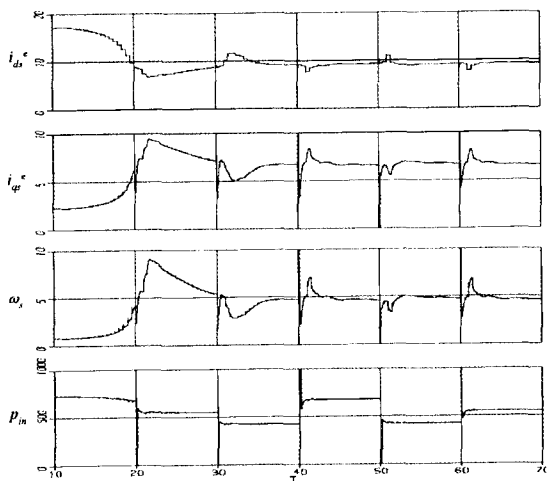


그림 7 속도변화에 따른 수렴속도의 향상 (1500-1200-900-1500-900-1200 (rpm))
Fig. 7 Improvement of converging speed during speed variation (1500-1200-900-1500-900-1200 (rpm))

6. 유도전동기의 최적 효율제어 실험 및 고찰

유도전동기의 비선형 특성을 고려한 유도전동기의 모델을 사용하고 최적 효율운전이 가능한 신경회로망을 구성하여 시뮬레이션한 결과에서 최적 효율점의 추종성능과 속도변화에 따른 안정성 그리고 가중치의 학습효과에 따른 수렴속도의 향상등에 대한 알고리즘의 성능을 확인하였다.

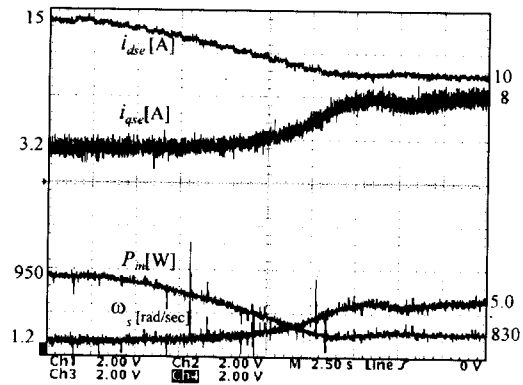
그림 5의 제어 알고리즘을 실제 구현하기 위하여 속도센서가 부착된 10 [Hp]급 유도전동기와 부하용도로 1승 저감 부하특성을 갖는 직류발전기와 가변 부하저항을 설치하였다. 그리고 그림 1의 인버터 시스템과 제어 알고리즘을 적용하기 위해 부동 소수점 연산이 가능한 디지털 신호처리 전용 DSP(TMS320C31, TI사제품)소자⁸⁾를 이용한 디지털 제어 보드를 구성하였다.

인버터의 전력소자 스위칭은 공간벡터 변조방식으로 구현하였으며 스위칭 주파수는 5 [kHz]이며 속도제어는 1 [kHz]의 샘플링 주파수마다 수행하였다. 그리고 효율제어 알고리즘인 인공신경망의 샘플링 주기는 유도전동기의 전기적 시정수와 부하의 관성등을 감안하여 1초마다 새로운 출력을 발생시켰다. 실험용 유도전동기의 사양과 파라미터는 아래 표 1과 같다.

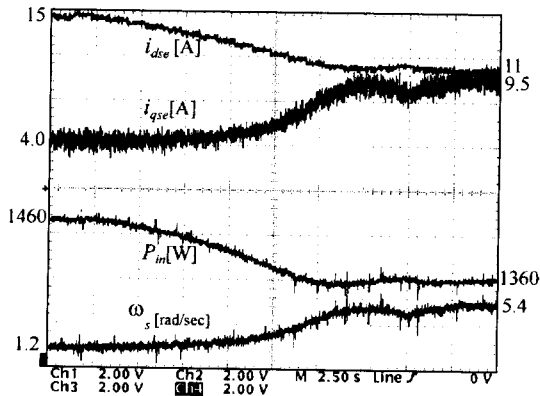
약 20 % 부하조건에서 전기적인 회전속도 900 [rpm]에서 효율제어를 실험한 결과 그림 8(a)와 같은 결과를 보였다. 약 20초 후 제어출력인 자속성분의 전류 i_{ds}^* 가 15에서 10 [A]로 감소하고 토크 성분 전류 i_{qs}^* 는 감소된 자속에 따른 토크성분을 보상하여 벡터제어 특성을 유지하기 위해 3.2에서 8 [A]로 상승하였다. 이러한 결과로 슬립 각속도는 1.2에서 5.0 [rad/sec]로 증가하고 입력전력은 950 [W]에서 830 [W]로 감소하여 120 [W] 정도의 전력 절감효과를 얻을 수 있었다.

표 1 유도전동기의 파라미터
Table 1 Test induction motor parameters Nameplate Data

Nameplate Data			
정격용량	10 [Hp]	정격전압	208 [V]
정격전류	29.4 [A]	정격속도	1740 [rpm]
정격주파수	60 [Hz]	전동기극수	4 [pole]
Motor parameters			
고정자 저항(R_s)	0.164[Ω]		
철손성분 저항(R_{m0})	110 [Ω]		
회전자 저항(R_r)	0.137[Ω]		
고정자누설인덕턴스($L_{\sigma s}$)	0.001 [H]		
회전자누설인덕턴스($L_{\sigma r}$)	0.001 [H]		
자화인덕턴스(L_{m0})	0.022 [H]		



(a) 900 [rpm]



(b) 1200 [Hz]

그림 8 최적 효율점의 수렴과정의 실험파형

Fig. 8 Experimental converged waveforms at a minimum power point

그림 8(b)는 회전 주파수가 1200 [rpm]인 조건으로 수렴속도는 비슷하고 입력전력이 1460 [W]에서 1360 [W]로 약 100 [W]정도 감소하는 것으로 나타났다. 부하저항을 가변하며 각각의 회전주파수에 따라 전반적인 최적 슬립주파수와 입력전력의 절감량을 고찰하면 각각 그림 9와 그림 10과 같은 추이를 보였다.

최적 슬립주파수의 경우 앞서 보인 정 토크 부하인 그림 6과 비교할 때 저속영역에서 최적 슬립주파수가 낮은 추이를 보이는 것은 본 연구에서 사용된 부하장치가 저감 부하 특성을 보이기 때문이다. 그리고 입력전력의 감소량은 부하율이 낮고 주파수가 높은 경우에 더욱 효과적이며 최대 350[W]정도의 절감효과를 보인다. 결과적으로 정격속도를 기준으로 부하율이 약 40 %이하에서 전반적인 효율향상을 가져올 수 있으며 적용이 기대되는 2층 저감 부하의 경우에는 저속영역에서 더욱 효과적인 에너지 절감효과를 기대할 수 있다.

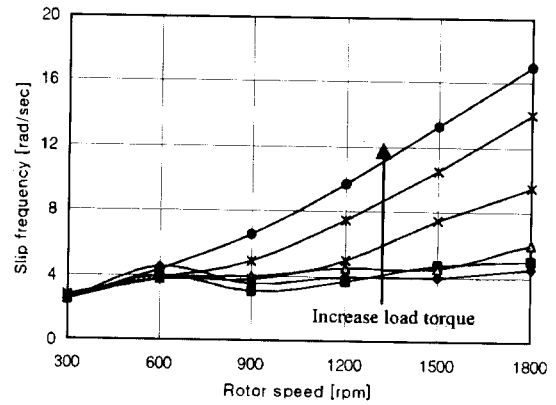


그림 9 회전속도와 부하특성에 따른 최적 슬립주파수

Fig. 9 Optimal slip frequency vs. the rotor speed and load characteristics

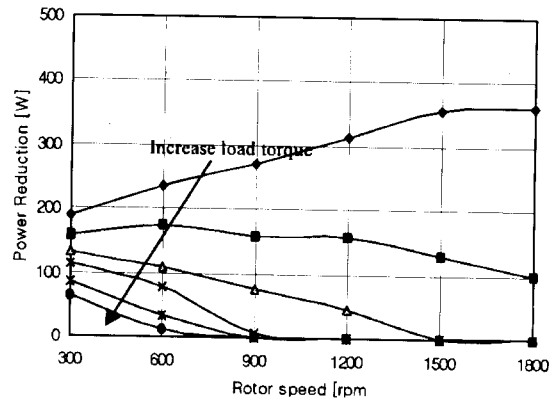


그림 10 최적 슬립주파수 제어방식의 적용시 에너지 절감량

Fig. 10 Energy saving due to the optimal slip frequency control

7. 결론

유도전동기의 가변속 구동시스템에서 최적효율상태로 운전하기 위한 이론적 고찰과 인공신경망을 이용한 제어 알고리즘의 설계 그리고 시뮬레이션과 실험을 통한 효율향상 효과에 대하여 고찰하였다. 유도전동기의 자속 포화효과에 따른 파라미터의 변화와 최적 효율점의 변화추이를 검토함으로써 기존의 제어방식인 선형시스템의 해석을 통한 계산된 패턴제어의 문제점을 극복할 수 있는 방안을 제시하였다. 또한 자속 포화와 포피효과 그리고 온도변화에 대해 비선형성을 포함하는 특성을 가지는 유도전동기의 효율향상은 선형적인 해석만으로는 그 효과를 극대화할 수 없다. 이러한 비선형성을 감안한 최적효율은 복잡한 문제를 수반하게 되므로 본 연구에서

는 인공신경망을 이용한 최대효율의 운전점을 추종하는 제어 방식으로 구성하였으며 효율향상 알고리즘의 적용시 범용성을 확보하기 위하여 제어변수를 적절히 선정하였다.

이와 같은 제어 알고리즘의 시뮬레이션을 통하여 최적 효율의 운전점에 수렴하는 성능과 회전 주파수의 변동에 대해서도 신경망 제어기의 학습효과에 따른 추종성능의 향상과 안정성에 대하여 우수함을 확인하였다. 또한 디지털 제어기를 이용하여 실제 실험을 하였으며 고속 경부하시 효율향상으로 경제성을 확보할 수 있었다. 본 제어기는 기존의 제어기에 소프트웨어만을 부분적으로 부가하여 범용적으로 사용할 수 있으므로 적용대상을 확보하는데 용이하며 효과적인 에너지 절감의 방법이 될 수 있다.

본 연구에서 적용한 알고리즘에는 인공 신경망의 입, 출력 요소와 몇 개의 제어변수와 이득의 적절한 선정이 중요한데 다음 연구에서는 산업현장의 실정에 부합하도록 이들의 구체적인 선정기준을 마련하고 용량과 부하 종류별 전력의 절감 효과와 효율개선의 정량적인 분석을 시도할 계획이다.

참고 문헌

- [1] Green energy program-Green motors program, 한국에너지관리공단, 1997.
- [2] M.H. Park and S.K. Sul, "Microprocessor-Based Optimal-Efficiency Drive of an Induction Motor", IEEE Trans. on IE., Vol. IE-31, No. 1, Feb., 1984
- [3] G.C.D. Sousa, B.K. Bose and J.G. Cleland, "Fuzzy Logic Based On-Line Efficiency Optimization Control of an Indirect Vector-Controlled Induction Motor Drive", IEEE Trans. on IE., Vol. 42, No. 2, pp.192~198, April, 1995.
- [4] 전동기 보급 실태조사, 한국전력공사, 1994
- [5] B.K. Bose, Power Electronics and AC Drives, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1987.
- [6] T.W. Jian, N.L. Schmitz and D.W. Novotny, "Characteristic Induction Motor Slip Values for Variable Voltage Part Load Performance Optimization", IEEE Trans. on PAS., Vol. 102, No. 1, Jan., 1983.
- [7] D.E. Rumelhart, 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, 1986
- [8] TMS 320C3X User's Guide, Texas Instruments, 1992.

- [9] Ick Choy, S.H. Kwon, J.Y. Choi et al, "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.

〈 저 자 소 개 〉



이승철(李承哲)

1966년 6월 21일생. 1990년 광운대 전기공학과 졸업. 1992년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 KIST 지능제어연구센터 위촉연구원.



최익(崔翼)

1956년 6월 5일생. 1979년 서울대학교 공대 전기공학과 졸업. 1981년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1990년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 1982년 ~ 현재 한국과학기술연구원 지능제어연구센터장, 책임연구원. 당 학회 조사이사



권순학(權純學)

1960년 4월 19일생. 1983년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1985년 동 대학원 제어계측공학과 졸업(석사). 1995년 일본 동경공업대학 졸업(시스템공학, 공박). 1986년~1991년 한국과학기술연구원 연구원. 현재 영남대학교 공대 전기전자공학부 조교수.



최주엽(崔宙燁)

1961년 2월 11일생. 1983년 서울대학교 전기공학과 졸업. 1990년 미국 Texas Univ. 졸업(석사). 1994년 미국 Virginia tech. 제어공학과 졸업(박사). 1983년~1988년 이화전기 개발실. 1994년~1995년 Virginia tech. Post Doc. 1995년~현재 한국과학기술연구원 지능제어연구센터 선임연구원.



송중호(宋重鎬)

1957년 1월 30일생. 1980년 서울대학교 전기공학과 졸업. 1982년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1993년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(박사). 1995~1996년 미국 위스콘신 대학 객원연구원. 1982~1985년 이화전기 개발실. 1985~현재 한국과학기술연구원 지능제어연구센터 책임연구원.