

신경회로망을 이용한 PID 제어기 자동동조

(Auto-tuning of PID Controller using Neural Network)

오훈* · 최석호** · 윤양웅***

(Hun Oh · Seok-Ho Choi · Yang-Woong Yoon)

요 약

본 논문에서는 시스템의 동특성이 변화 가능한 구간에서 임의의 샘플을 추출하여 신경회로망을 학습시킴으로써 시스템 동특성에 따라 PID 제어기가 자동동조하는 방법을 제시하였다. 신경회로망을 학습시키기 위해 역전파 학습 알고리즘을 사용하였고, 교사치로는 규칙기반에 의해서 얻어진 매개변수를 이용하였다. 부하 변화시 시스템의 동특성에 맞는 PID 제어기가 자동동조됨을 시뮬레이션에 의해 확인하였다.

Abstract

In this paper, the control technique that PID controller are autotuned according to system dynamics, driving out sample in the changeable limits of system dynamics and learning neural network, is presented. In order to learn neural network, the backpropagation learning algorithm is used and the controller parameters obtained by rule-base are used as teacher's values. When load changes, the auto-tuning of PID controller proper to system dynamics is confirmed by simulation.

1. 서론

최근 산업의 급속한 발전에 따라 고도의 자동화기술이 요구되고 있다. 또한 자동화기술은 국제경쟁력의 확보를 위하여 많은 관심의 대상이 되고 있다. 자동화의 서보제어에 PID 제어기는 1940년대에 도입된 이후 각종 현대제어기법의 개발에도 불구하고 산업 공정제어에 가장 많이 사용되고 있다.

이는 구조가 간단하고 과도응답특성이 좋으며 정상상태 오차를 제거할 수 있기 때문이다. 하지만 시스템에 맞지 않는 매개변수가 동조될 경우에는 상당히 큰 오차와 긴 과도응답시간이 발생하기 때문에 수시로 제어기의 매개변수를 조정해야만 한다[1].

기존의 PID 제어기 매개변수 결정방법으로는 기

술자에 의한 시행착오방식, 계단응답법, 비레이득을 점차 크게 하여 일정한 진동을 얻는 Ziegler-Nichols방법, 위상여유와 이득여유를 보장하는 Åström의 릴레이 실험을 이용하는 방법 등이 있다 [2,3].

그러나 시행착오방식은 많은 노력과 시간이 필요하고, Ziegler-Nichols방법은 자동화하기 어렵고, 릴레이 실험 방법은 점근적 안정의 선형시스템으로 제한된다.

계단 응답법은 개루프에 계단입력을 인가하고 그 응답의 결과를 측정하여 PID 제어기 매개변수를 얻게 된다. 이러한 계단응답법은 실험에 의하여 기울기나 지연시간을 얻기가 어렵고, 이와같이 결정된 값도 시스템에 적합한 매개변수가 아니므로 시행착오 방

*정회원 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 시간강사
**정회원 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 박사과정
※ 이 논문은 1997년도 원광대학교 교비 지원에 의해서 연구됨.

***정회원 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 교수
접수일자 : 1997. 11. 10.

식에 의해서 수정되어야 한다[4].

본 논문에서는 신경회로망 학습을 위해 역전파 학습 알고리즘을 사용하였고, 교사치로는 계단응답법의 단점을 보완한 규칙기반에 의해서 얻어진 제어기 매개변수값을 사용하였다. 시스템 동특성이 변화가능한 구간에서 임의의 샘플을 추출하여 신경회로망을 학습시킴으로써 부하가 변하더라도 계속해서 플랜트 특성에 맞는 PID 제어기 매개변수가 자동동조되는 제어기법을 제안하였다.

2. 시스템의 구성

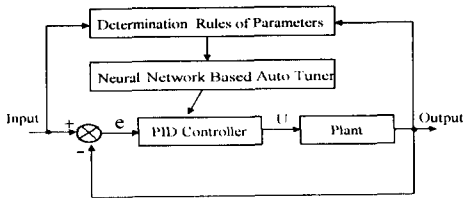


그림 1. 신경회로망 자동동조기를 갖는 시스템
Fig. 1. The system having neural network based auto tuner

신경회로망 자동동조기를 갖는 시스템 구조는 그림 1과 같다. 그림 1에서 플랜트와 PID 제어기는 기본 제어 루프를 형성한다. PID 제어기의 전달함수는 다음과 같다.

$$G_c(s) = K_P + K_I/s + K_D s \quad (1)$$

여기서 K_P, K_I 그리고 K_D 는 각각 비례, 적분, 미분 이득이다. 식(1)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$G_c(s) = K_P [1 + 1/(T_i s) + T_d s] \quad (2)$$

여기서 T_i 는 적분시간 상수 그리고 T_d 는 미분시간이다.

신경회로망을 학습시키기 위해 역전파 학습 알고리즘을 사용하였고, 매개변수 결정규칙에 의하여 결정된 PID 제어기 매개변수값은 신경회로망의 학습을 위한 교사치이다. 이 교사치를 이용하여 신경회로망을 학습시킴으로써 신경회로망 자동동조기는 부하가 변하더라도 계속해서 플랜트 특성에 맞는 PID 제어기 매개변수를 자동동조 할 수 있도록 시스템을 구성하였다.

플랜트에 대한 실험 대상은 전동기로 선택하였으며 전달함수는 다음식과 같이 쓸 수 있다.

$$G(s) = K_t / [J \cdot L_a \cdot s^2 + (J \cdot R_a + B \cdot L_a) \cdot s + (K_t \cdot K_b + B \cdot R_a)] \quad (3)$$

금성 FMD-E40(정격출력 400[w]) DC 서보모터의 각 파라미터는 표 1과 같다.

표 1. DC 서보모터의 파라미터
Table 1. Parameters of DC Servo Motor

토크 상수	$K_t = 2.27 \text{ Kg} \cdot \text{cm} / \text{A}$
관성 모멘트	$J = 3.4 \times 10^{-3} \text{ Kg} \cdot \text{cm} \cdot \text{sec}^2$
전기자 인덕턴스	$L_a = 0.89 \text{ mH}$
전기자 저항	$R_a = 1.2 \Omega$
마찰 토크	$B = 0.75 \text{ Kg} \cdot \text{cm}$
유기전압 상수	$K_b = 23.33 \text{ V/Krpm}$

3. Ziegler-Nichols 계단응답법

Ziegler-Nichols에 의해 제안된 계단응답법은 그림 2에서 보여주는 바와 같이 개루프(open loop) 플랜트에 단위계단을 입력시켜 그의 응답을 고찰함으로써 매개변수를 결정하는 방법이다.

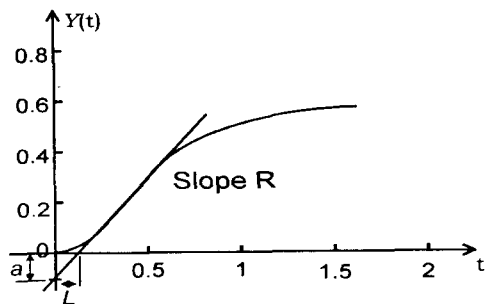


그림 2. 계단응답에 의한 a 와 L의 결정
Fig. 2. The determination of parameter a and L from the step response

계단응답의 기울기가 최대인점에서 접선을 그리고 그림 2에서 보는 바와 같이 축과 접선과의 교차가 나타내어지면, 이때 지연시간(time delay) L 과 수직 축과의 교차점 a 가 결정된다. 이 값들은 표 2에 적

용함으로써 PID 제어기 매개변수를 구하게 된다.

표 2. Ziegler-Nichols 계단응답법으로부터 얻어지는 PID 매개변수
Table 2. PID parameters obtained from the Ziegler-Nichols step response method

controller	K _P	T _i	T _d
P	1/a		
PI	0.9/a	3L	
PID	1.2/a	2L	0.5L

4. 신경회로망 자동동조기

1) 교사치 결정 규칙

본 연구에서는 계단응답법을 규칙에 의해서 자동적으로 처리되도록 하는 알고리즘을 사용하였고 정보획득을 위한 샘플링 주기는 0.001초로 선택하였다. 또한 허용오버슈트는 0.1~0.5[%]로 사용하였다[5].

(1) 정보의 획득

$$n = 1, 2, \dots, P \quad (4)$$

n : data sampling number

$$\Delta y_n = y_n - y_{n-1} \quad (6)$$

$$R_n = \Delta y_n / \Delta t \quad (7)$$

$$R_{n-1} = \Delta y_{n-1} / \Delta t \quad (8)$$

$$\text{IF } R_n > R_{n-1} \text{ then } y_p = y_n, \quad R_p = R_n, B_n = B_n + 1 \quad (9)$$

$$\text{IF } R_n < R_{n-1} \text{ then } d_n = d_n + 1 \quad (10)$$

$$\text{IF } R_n = R_{n-1} \text{ then } C_n = C_n + 1 \quad (11)$$

$$\text{IF } y_n = SP \text{ then } 2\text{단계} \quad (12)$$

B_n : up slope counter

D_n : down slope counter

C_n : equal slope counter

R_n : slope

y_n : out put

SP : 설정값

(2) steepest slope point의 결정

$$n_m = B_n + \frac{C_n}{2} \quad (13)$$

$$t = n_m \times \Delta t \quad (14)$$

$$y_m = y_p + R_p \times \frac{C_n}{2} \quad (15)$$

(3) R, L, a 의 결정

$$R = R_p \quad (16)$$

$$a = y_m - R \times t \quad (17)$$

$$L = a / R \quad (18)$$

(4) 제어 매개변수의 1차결정

$$K = 1.2 / a \quad (19)$$

$$T_i = 2 \times L \quad (20)$$

$$K_p = K \quad (21)$$

$$K_I = K / T_i \quad (22)$$

$$K_D = K \times T_d \quad (23)$$

(5) 제어 매개변수의 2차 결정

$$\text{IF } OS > POH \text{ then } K_p = K_p - K_p \times R_t, \quad K_I = K_I - K_I \times R_t, K_D = K_D + K_D \times R_t \quad (24)$$

$$\text{IF } OS < POL \text{ then } K_p = K_p + K_p \times R_t, \quad K_I = K_I + K_I \times R_t, K_D = K_D - K_D \times R_t \quad (25)$$

OS : overshoot

POH : permission overshoot high

POL : permission overshoot low

Rt : Ratio

2) 신경회로망 구조

신경회로망의 기본적인 역할은 입·출력 관계의 사상(mapping)을 구현하는 것이다. 그러므로 입출력의 관계가 함수이든, 논리이든 또는 이들로 표현되지 않는 미지의 관계이든 간에 어느 한 분야에 국한되

신경회로망을 이용한 PID 제어기 자동동조

지 않고 일반적인 분야에 적용 가능하다. 그림 3에는 다층 신경회로망을 이용하여 제어기 매개변수 ($K_P, K_I, K_D=K_{P,I,D}$) 크기를 예측하는 방법을 도식적으로 나타내었다.

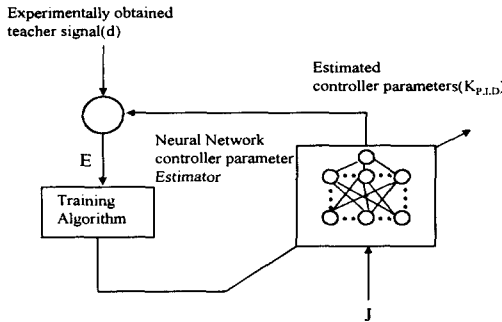


그림 3. 신경망을 이용한 제어기 매개변수 ($K_{P,I,D}$) 예측 블록선도

Fig. 3. Block diagram of controller parameters ($K_{P,I,D}$) estimation using a neural network

이를 수식으로 표현하면 식(26)와 같다.

$$K_{P,I,D} = \Gamma[WJ] = \Gamma[\cdot] \quad (26)$$

여기서 입력벡터 (J) 그리고 출력벡터 ($K_{P,I,D}$), 가중치 행렬(W)은 다음과 같다.

$$J = \begin{bmatrix} j_1 \\ j_2 \\ \vdots \\ j_j \end{bmatrix}, \quad K_{P,I,D} = \begin{bmatrix} k_{P1} & k_{I1} & k_{D1} \\ k_{P2} & k_{I2} & k_{D2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ k_{PK} & k_{IK} & k_{DK} \end{bmatrix}$$

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1j} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2j} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ w_{K1} & w_{K2} & \dots & w_{Kj} \end{bmatrix} \quad (27)$$

여기서 j_j 는 -1(임계값)이다. 그리고 무게치와 비선형 대각선 연산자는 (27)과 (28)식으로 쓸 수 있다. 그리고 비선형 대각선 연산자는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\Gamma[\cdot] = \begin{bmatrix} f(\cdot) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & f(\cdot) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & f(\cdot) \end{bmatrix} \quad (28)$$

또한, 우리가 원하는 신경회로망의 출력벡터, 즉 교사 신호는 다음과 같다.

$$d = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_K \end{bmatrix} \quad (29)$$

이상과 같은 방식으로 신경회로망의 출력($K_{P,I,D}$)과 교사 신호(d)가 결정되면 오차 함수는 식(30)과 같이 정의된다.

$$E = \frac{1}{2} (d - K_{P,I,D})^2 \quad (30)$$

이때 오차함수를 최소화하도록 뉴런사이에 서로 연결되어 있는 가중치들의 조정이 필요하다. 이는 최급강하법을 사용하면 다음 식과 같이 쓸 수 있다.

$$\Delta W = -\eta \frac{\partial E}{\partial W} = -\eta \nabla E \quad (31)$$

여기서 η 는 양의 상수로서 학습상수를 나타낸다. (30)식을 미분하여 (31)식에 대입하면 다음과 같다.

$$\Delta W = \eta (d - K_{P,I,D}) \Gamma'[WJ]J \quad (32)$$

학습에 의한 무게치의 갱신은 다음 식과 같이 이루어진다.

$$W(K+1) = W(K) + \Delta W(K) \quad (33)$$

이와 같이 최급강하법에서 자승오차를 최소화하는 방법은 델타법이라 불리고 있다. 이를 중간층이 있는 3층 이상의 네트워크를 확장한 학습법이 백프로퍼게이션(Back-Propagation)법 또는 일반화된 델타법이라 한다.

본 논문에서 사용된 신경회로망 구조는 그림 4와 같이 3층 구조가 사용되었고, 첫 번째 은닉층과 두 번째 은닉층은 각각 다섯 개 그리고 세 개의 뉴런을 갖는다. 또한, w_{ji} 는 입력과 첫 번째 은닉층 사이의 연결 무게치이고, w_{kj} 는 첫 번째 은닉층과 두 번째 은닉층 사이의 연결 무게치이며, w_{uk} 는 두 번째 은닉층과 출력층 사이의 연결 무게치이다.

신경회로망의 학습에 사용된 활성화 함수는 선형 성분과 비선형 성분 모두에 잘 적용되도록 첫 번째 은닉층에 비선형 함수인 sigmoid함수와 두 번째 은닉층과 출력층에서는 선형함수인 linear함수를 사용하였다. sigmoid 함수와 linear 함수는 각각 식(34)와 식(35)로 정의된다.

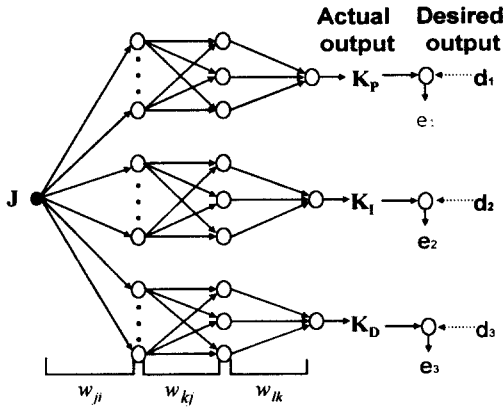


그림 4. 신경회로망의 구조
Fig. 4. The structure of Neural Network

$$f(net) = \frac{2}{1 + \exp(-net)} - 1 \quad (34)$$

$$f(net) = net \quad (35)$$

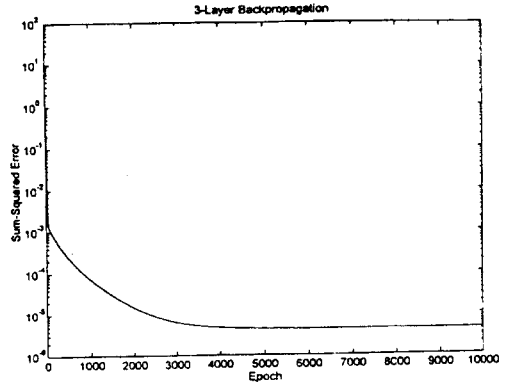
여기서 $net=WJ$, 즉 무게치(W)와 입력벡터(J)의 스칼라 적(scalar product)으로 정의된다.

5. 시뮬레이션 및 결과고찰

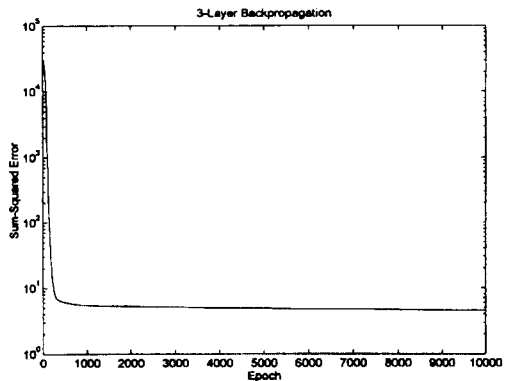
그림 5는 신경회로망을 10000번 학습시켰을 때 학습횟수에 따른 K_p , K_i , K_d 의 제곱오차의 합을 보여 준다. 그림에서 알 수 있듯이 학습을 통해 오차가 거의 제거되었다.

그림 6은 신경회로망의 학습이 잘되었는지를 확인하기 위해 $J \times 20$, $J \times 40$, $J \times 80$ 부하를 선택하므로써 Ziegler-Nichols의 계단응답법에 의한 동조와 신경회로망 자동동조를 동시에 비교한 응답곡선을 나타내었다. 그림에서 알 수 있듯이 학습이 잘되었으며 효과적인 동조가 됨을 알 수 있다.

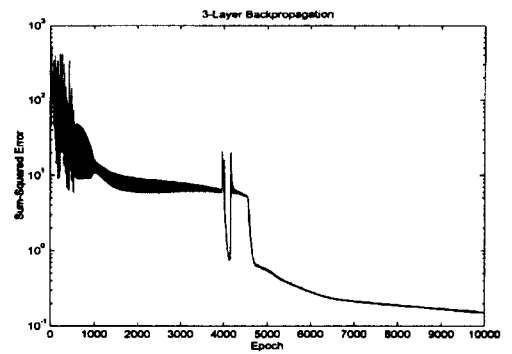
그림 7은 시스템 동특성이 변화 가능한 임의의 어떤 부하에서도 신경회로망에 의해 PID 제어를 자동동조시킬 수 있음을 나타내었다. 여기서 선택된 부하는 샘플링 되지 않은 $J \times 30$, $J \times 50$, $J \times 70$ 을 사용하였다.



(a) K_p

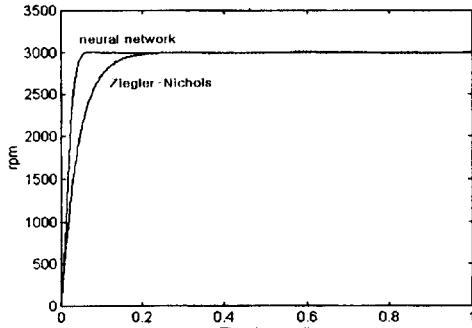


(b) K_i

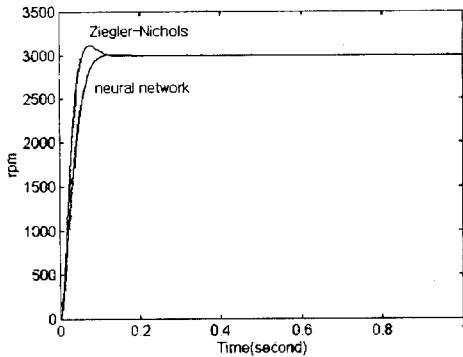


(c) K_d

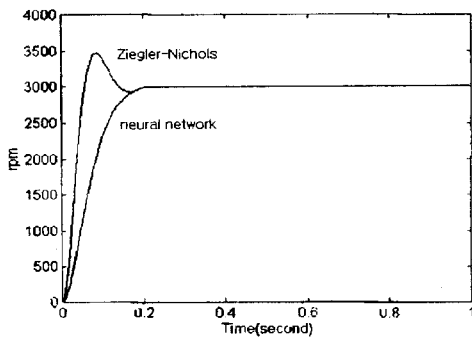
그림 5. K_p , K_i , K_d 의 제곱오차의 합
Fig. 5. Sum-squared error curve of K_p , K_i , K_d .



(a) $J \times 20$



(b) $J \times 40$



(c) $J \times 80$

그림 6. $J \times 20$, $J \times 40$, $J \times 80$ 에서 Ziegler-Nichols의 계단응답법에 의한 동조와 신경회로망 자동동조 비교 응답곡선

Fig. 6. The comparison response curves of tuning by the step response of Ziegler-Nichols and neural network based auto tuning in $J \times 20$, $J \times 40$, $J \times 80$

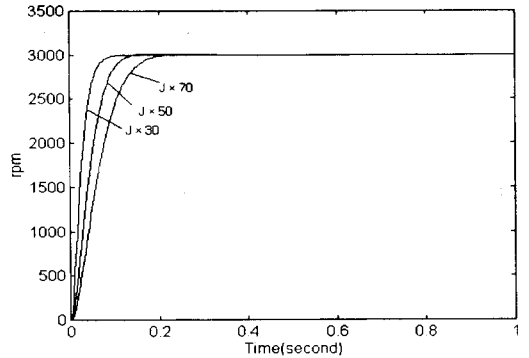


그림 7. 신경회로망에 의한 $J \times 30$, $J \times 50$, $J \times 70$ 에서 응답곡선
Fig. 7. The response curve by neural network in $J \times 30$, $J \times 50$, $J \times 70$

6. 결론

PID 제어기를 갖는 제어 시스템은 시스템의 동특성이 변화 할 경우 적절한 제어기 매개변수의 동조가 있어야만 원하는 출력을 얻을 수 있다.

본 논문에서는 시스템의 동특성이 변화하는 경우에 신경회로망을 이용하여 PID 제어기 매개변수를 동조시키는 제어기법을 제시하였다. 그림7은 시스템의 동 특성이 변화할 때 PID 제어기 매개변수가 신경회로망에 의해 동조된 응답곡선이다. 그림에서 보는 바와 같이 임의의 어떤 부하에서도 적절한 제어기 매개변수가 동조됨으로써 원하는 응답을 얻을 수 있음을 알 수 있었다.

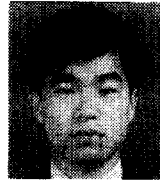
이와 같이 제안된 기법은 현재 산업현장에서 쓰고 있는 PID 제어기에 그대로 첨가하여 사용할 수 있을 뿐만 아니라 자동화시스템을 구축할 수 있기 때문에 많은 시간과 인건비 절감에 큰 역할을 하리라 생각된다.

참고 문헌

- [1] K.J. Astrom and T. Hagglund, "Automatic tuning of Simple regulators with specification on phase and amplitude margins", Automatica, vol.20, pp.645-651, 1985.
- [2] J.C. Zigiler and N.B. Nichols, "Optimum setting for Automati ccontroller", trans, ASME, vol.65, pp.433-444, 1994.
- [3] K.J. Astrom and T. Hagglund. "Automatic tuning of

PID controllers", Instrument society of america, pp.1-135, 1988.

- (4) L. Hsu, "Boundedness of oscillation in relay feedback system", INT. J. control, vol.52, No.5, pp.1273-1276, 1990.
- (5) 오훈외, "직류 서보 전동기의 속도제어를 위한 규칙기반 자동동조 PI 제어기에 관한 연구", 한국조명·전기설비학회, 제11권 2호 pp.89-93, 1997.April.



오 훈 (吳勳)

1967년 9월 8일생. 1991년 원광대 공대 전기공학과 졸. 1993년 동 대학원 전기공학과 졸(석사). 1997년 동 대학원 전기공학과 졸(박사).



최 석 호 (崔碩鎬)

1953년 8월 1일생. 1987년 대전 산업대 전기공학과 졸. 1994년 원광대 대학원 전기공학과 졸(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정. 현재 국방과학연구소 선임기술원.

◇ 著 者 紹 介 ◇ _____



윤 양 웅 (尹良雄)

1941년 9월 25일생. 1962년 전북대 공대 전기공학과 졸. 1981년 건국대 대학원 전기공학과 졸(석사). 1986년 전북대 대학원 전기공학과 졸(박사). 현재 원광대학교 전기공학과 교수. 현재 당 학회이사겸 전북지회장.