

신경회로망 자기동조PID 제어를 이용한 전력계통의 부하주파수제어에 관한 연구

A Study on the Load Frequency Control of Power System Using Neural Network Self Tuning PID Controller

정형환 · 김상호 · 주석민* · 김경훈

Hyeong-Hwan Chong, Sang-Hyo Kim, Seok-Min Joo* and Kyung-Hoon Kim

동아대학교 전기공학과
*동아대학교 정보통신연구소

요 약

본 논문에서는 부하의란이 발생할 경우 2지역 전력계통의 부하주파수 제어 즉, 각 지역내의 주파수 및 연계선 조류편차가 허용치 내로 신속히 수렴하도록 하기 위하여 신경회로망 자기동조 PID 제어를 제안하였다. 시뮬레이션에 사용된 신경회로망은 입력층에 2개, 중간층에 10개, 출력층에 3개의 뉴런으로 구성하였다. 2개의 입력층 뉴런은 시스템의 오차와 오차 변화율이 입력되게 하였고 출력층은 PID 제어기의 파라미터에 해당하는 3개의 뉴런으로 구성하였다. 시뮬레이션 결과 본 논문에서 제안한 신경회로망 자기동조 PID 제어기는 종래의 제어기법(Optimal, PID)보다 동특성 응답과 제어 성능이 우수한 제어기임을 알 수 있었다.

ABSTRACT

This paper proposes the neural network self-tuning PID controller for the load frequency control of 2-areas power system, namely, the prompt convergence of frequency and tie-line power flow deviation. The neural network applied to computer simulation consists of neurons of two inputs, ten hidden and three outputs layer. Neurons of two inputs layer receive the error and its change rate of the system and outputs layer consists of three neurons for the parameters of the PID controller. The simulation results shows that the proposed neural network self-tuning PID controller is superior to conventional control techniques(Optimal, PID) in dynamic response and control performance.

1. 서 론

전력수요의 증가와 함께 계통간의 연계로 인해서 전력시스템의 규모도 복잡·대형화되어 가고 있으며 정밀산업의 발달에 따라 양질의 전력에 대한 필요성이 높아지고 있다. 전력의 신뢰도와 질적인 향상을 위해서 전기에너지의 품질을 나타내는 전압과 주파수를 허용범위내로 수렴시키는 문제에 대해서 많은 연구가 진행되어 오고 있다. 전력계통은 일정 주파수 및 일정 전압을 유지할 수 있도록 운전되어야 하지만 항상 발생하는 부하변동에 대하여 전력계통에 외란이 발생하면 계통의 주파수와 유효전력조류가 변하게 되어 전력계통의 안정도가 저하하게 된다. 따라서, 부하변동에 대하여 주파수를 일정하게 유지시키기 위해서 필요한 전력계통의 주파수 제어는 고도의 제어

기법이 요구된다.

이에 대한 연구는 O. I. Elgerd와 C. E. Fosha[1, 2]에 의해 부하주파수 제어계의 동특성 응답을 개선시키기 위하여 각 지역에 대한 지역주파수 응답 특성을 이용한 주파수 편의 연계선 전력제어 기법과 현대의 최적제어 이론을 이용한 선형 레귤레이터의 설계기법을 제시한 이래 이에 관한 많은 논문이 발표되고 있다. 특히, F. D. Galiana[3] 등은 계통의 외란이 클 경우에 있어서의 상태 추종제어 기법을 제시하였으며 R. P. Schulte[4] 등은 시스템의 동작 제한에 대하여 연구되고 있다. 한편, 국내에서는 장세훈, 임화영[5] 등의 비례 제어기의 최적설계에 의해 부하주파수 제어기법이 소개되었으며 김훈기, 문영현[6] 등은 계속적인 부하변화시 즉각적인 주파수 제어(Load Frequency Control: LFC)가 가능하도록 최적선형 추적법

을 도입한 바 있다.

이상의 논문에서의 제어 기법은 시스템을 일반적인 선형계로 간주하고 있으며 제어조작량을 결정하는데 복잡한 수식을 풀어야 할 뿐만 아니라, 특히 전력계통은 각 지역간의 연계선 및 발전전력 증가율 등의 강한 비선형성으로 인해 계통의 해석 및 제어기 설계가 매우 어렵게 된다. 한편, 현재 산업공정에 사용되고 있는 제어기중, PID(Proportional Integral Derivative) 제어기는 간단한 구조임에도 불구하고 좋은 제어성능을 나타내고 있다. 또한 PID 제어기는 이를 구성하는 비례·적분 및미분 동작에 대한 물리적인 의미를 쉽게 파악할 수 있는 장점이 있어므로 산업공정에 널리 이용되는 제어기이다[7, 8].

그러나 PID 제어기의 성능은 제어대상 및 제어기의 매개변수에 크게 의존하는 단점이 있으며, 이는 제어대상 혹은 주위환경변화에 기인한 매개변수 변화에 대하여 제어기의 파라미터가 재조정되어야 한다. 이러한 파라미터 조정은 대부분이 전문가의 시행착오적인 경험에 의해 수작업으로 이루어지고 있는 실정이다. 이러한 문제점의 해결책으로 전력계통의 비선형성과 복잡성을 학습하고 표현할 수 있고, 또한 제어대상이 변화되더라도 PID제어기의 파라미터를 자기동조할 수 있는 제어기법이 제시되어야 한다. 그러므로 최근 이러한 문제점을 해결하기 위하여 신경회로망에 대한 연구가 이루어지고 있다[9-13].

따라서, 본 논문에서는 비례, 적분 그리고 미분요소로 구성된 신경회로망 자기동조 PID 제어기(Neural Network Self-Tuning PID Controller: NN STPID Controller)를 설계하고 오차 최소화 학습법중의 하나인 오차 역전파(Error Back Propagation) 학습알고리즘을 이용하여 제어기의 각 파라미터가 자동조정되도록 하였다. 이를 전력계통의 부하주파수 제어 모델에 적용하여, 부하변동시 각 지역 주파수의 동특성 및 전력선 연계조류편차의 응답특성을 종래의 제어기법들과 비교하여 최적제어(Optimal), Ziegler-Nichols에 의한 PID 제어보다 제어성능이 우수한 제어기임을 입증하고자 한다.

2. 부하주파수 제어 모델 계통방정식

2.1 Model 계통방정식

다수의 제어 지역이 상호 연계된 전력계통의 효율적인 주파수 제어대책을 검토하기 위하여 C. E. Fosha[1, 2] 등이 2지역의 모델계통을 주로 사용한다. 이는 Fosha 등이 9차계로 선형 모델화하여 연구한 이래 다지역 전력계통의 부하주파수 제어에 대한 연구 모

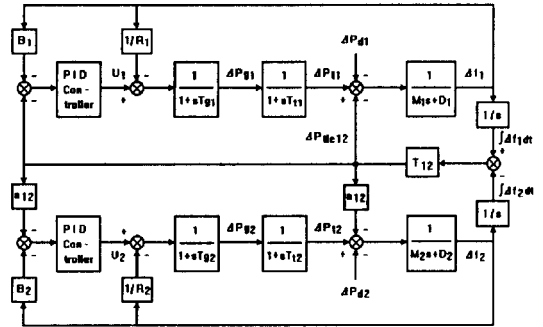


그림 1. PID 제어기로 구성된 2지역 전력계통도.

Fig. 1. Block diagram of 2-area power system with PID controller.

T_{gi} : Speed governor time constant, T_n : Turbine time constant, D_i : Load-regulation constant, M_i : Inertia constant, R_i : Self-regulation coefficient of generator, B_i : Frequency bias constant, T_{ij} : Tie-line power flow constant, ΔP_{di} : Change in load demand, Δf : Frequency deviation, ΔP_{vi} : Change in governor-valve position, ΔP_{ni} : Change in steam turbine output, ΔP_{ie12} : Tie-line power flow deviation, $\Delta \delta_i$: Change in phase angle, P_{ri} : Rated area power, a_{ij} : Ratio between rated power of area i and j , δ_{ij}^* : Nominal values of phase angles, i, j : Area ($i, j=1, 2$).

델로 많이 이용되고 있다[14-18]. 본 논문에서 사용된 모델계통은 그림 1과 같으며, 시스템 파라미터는 표 1과 같다.

먼저, i 지역에서 주파수 제어계의 동특성 모델을 작성하기 위하여 ΔP_{di} [p.u. MW]의 부하 변동이 발생되었다고 하면, 이 부하 변동에 대응해서 제어지역 i 에 대한 전력 평형방정식을 수학적인 형태로 나타내면 식 (1)과 같다.

$$\Delta P_{vi} - \Delta P_{di} = \frac{H_i}{f} \frac{d}{dt} \Delta f_i + D_i \Delta f_i + \Delta P_{ieij} \quad (1)$$

여기서, 연계선 조류 ΔP_{ieij} 는 i 지역에서 유입하는 유

표 1. 시스템 파라미터
Table 1. System parameters

T_{gi}	= 0.08	[s]
T_n	= 0.3	[s]
D_i	= 0.00823	[p.u. MW/Hz]
M_i	= 0.1667	[p.u. MW · s/Hz]
R_i	= 2.4	[Hz/p.u. MW]
B_i	= 0.425	[p.u. MW/Hz]
T_{ij}	= 0.545	[p.u. MW/Hz]
$P_{ie \max}$	= 0.1	[p.u. MW]
P_{ri}	= 2000	[MW]
δ_{ij}^*	= 30	[deg]
a_{ij}	= $-P_{nj}/P_{ri} - 1$	

효전력으로서 식 (2)와 같다.

$$\Delta P_{ie ij} = T_{ij} \left(\int \Delta f_i dt - \int \Delta f_j dt \right) \quad (2)$$

발전기-터어빈-조속기계에서 터어빈의 발전기의 응답과 터어빈에 부속된 회전속도 조절을 위한 조속기의 관계는 식 (3)과 (4)로 나타낼 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{ii} = -\frac{1}{T_{ii}} \Delta P_{ii} + \frac{1}{T_{ii}} \Delta P_{gi} \quad (3)$$

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{gi} = -\frac{1}{T_{gi}} \Delta P_{gi} + \frac{1}{T_{gi} R_i} \Delta f_i + \frac{1}{T_{gi}} \Delta P_{ci} \quad (4)$$

그림 1을 기초로 한 2지역 전력계통의 모델 상태방정식은 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \mathbf{X}(t) &= \mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}\mathbf{U}(t) + \mathbf{\Gamma}\Delta P \\ \mathbf{Y}(t) &= \mathbf{C}\mathbf{X}(t) \end{aligned} \quad (5)$$

이때 \mathbf{A} 는 상태 계수 행렬, \mathbf{B} 는 제어 계수 행렬이고 $\mathbf{\gamma}$ 는 외란 구동 행렬을 나타낸다. 2지역에 대한 벡터 요소와 계수행렬은 식 (6)~(8)과 같이 표현된다.

$$\mathbf{X}(t) = \left[\int \Delta P_{ie 12} dt \int \Delta f_1 dt \Delta f_1 \Delta P_{c1} \Delta P_{g1} \int \Delta f_2 dt \Delta f_2 \Delta P_{c2} \Delta P_{g2} \right]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{U}(t) = [U_1, U_2]^T \quad (7)$$

$$\Delta P = [\Delta P_{d1}, \Delta P_{d2}]^T \quad (8)$$

3. 종래의 제어기법

3.1 최적제어

전력계통의 선형 최적제어에서 가제어하며 가관측한 외란없는 시스템의 상태방정식은 식 (9)와 같이 쓸 수 있다[19, 20].

$$\frac{d}{dt} \mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}\mathbf{U}(t) \quad (9)$$

단, \mathbf{X} : 상태벡터($n \times 1$)

\mathbf{U} : 제어벡터($m \times 1$)

\mathbf{A} : 상태 계수행렬($n \times n$)

\mathbf{B} : 제어 계수행렬($n \times m$)

이다.

식 (9)에 대한 최적제어 벡터 \mathbf{U} 는 다음에 의해 구해진다. 먼저, 2차 형식의 평가함수를 제어시간 t_f 에 대해 식 (10)으로 정의한다.

$$J = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} [\mathbf{X}^T(t) \mathbf{Q} \mathbf{X}(t) + \mathbf{U}^T(t) \mathbf{R} \mathbf{U}(t)] dt \quad (10)$$

단, \mathbf{Q} : 상태가중행렬($n \times n$)

\mathbf{R} : 제어가중행렬($m \times m$)

이다.

식 (10)의 평가함수를 최소화하는 최적제어 입력 $\mathbf{U}(t)$ 는 식 (11)과 같이 주어진다.

$$\mathbf{U}(t) = -\mathbf{K}\mathbf{X}(t) \quad (11)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{P}$$

이때, $\mathbf{P}(t)$ 는 식 (12)를 만족하는 정상 Riccati 방정식의 해이다.

$$\mathbf{P}\mathbf{A} + \mathbf{A}^T \mathbf{P} + \mathbf{Q} - \mathbf{P}\mathbf{B}\mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{P} = 0 \quad (12)$$

3.2 PID 제어

PID 제어를 전력계통의 부하주파수 제어에 적용하면 i 지역에 대한 PID 제어기의 구성도는 그림 2와 같다[21-22].

제어기의 전달함수 $G_{Ci}(s)$ 는 식 (13)과 같이 표현되고, 제어기의 제어입력 $U_i(t)$ 는 식 (14)와 같다.

$$G_{Ci}(s) = K_{Pi} \left(1 + \frac{1}{T_{hi} s} + T_{Di} \cdot s \right) \quad (13)$$

$$= K_{Pi} + \frac{K_{hi}}{s} + K_{Di} \cdot s \quad (14)$$

여기서, $e_i(t)$ 는 i 지역의 제어편차, K_{Pi} 는 비례이득, T_{hi} 는 적분시간, T_{Di} 는 미분시간이다.

PID 제어기의 파라미터 결정법은 일반적으로 널리 이용되어 온 동조법으로 Ziegler-Nichols법이 있다. 이 방법은 안정한계 상태에서 측정된 임계이득(K_{Ci})과 임계주기(T_{Ci})를 이용하여 제어기의 파라미터를 선정하는 방법으로 식 (15)와 같다.

$$K_{Pi} = 0.6K_{Ci}, \quad T_{hi} = 0.5T_{Ci}, \quad T_{Di} = 0.125T_{Ci} \quad (15)$$

$$K_{hi} = \frac{K_{Pi}}{T_{hi}}$$

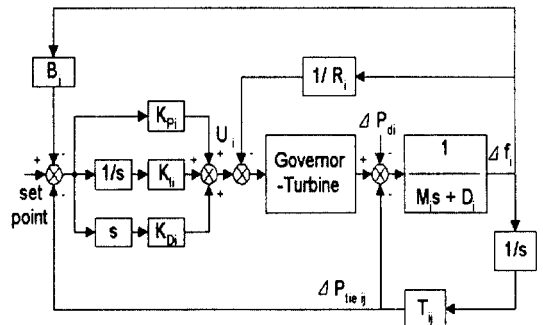


그림 2. i 지역에 대한 PID 제어기의 구성도.
Fig. 2. Block diagram of PID controller for area i .

$$K_{D_i} = K_{P_i} \cdot T_{D_i}$$

2지역 계통의 부하주파수 모델에 적용하면 임계이득 $K_{C_i}=8.15$, 임계주기 $T_{C_i}=1.22$ 로 구해지고 식 (15)의 PID 파라미터는 식 (16)과 같다.

$$\begin{aligned} K_{P_i} &= 4.888 \\ K_{I_i} &= 7.999 \\ K_{D_i} &= 0.747 \end{aligned} \quad (16)$$

4. 신경회로망

4.1 신경회로망의 구성 요소

신경회로망은 인간 신경계의 신호전달 과정을 모델링한 것으로서 생물학적 신경회로망이 단순한 신경세포들의 대단위의 병렬연결로 이루어져 있는 것처럼, 신경회로망도 단순한 기능을 수행할 수 있는 뉴런들의 수많은 병렬연결로 이루어져 있다. 기능면에 있어서도 생물학적 신경회로망과 마찬가지로 병렬분산 처리를 할 수 있을 뿐만 아니라, 학습이나 훈련을 통해서 연결강도를 조정하여 정보를 추가하거나 변경할 수 있는 적응 특성을 가지고 있다. 이와 같이 신경회로망의 구조와 기능은 생물학적 신경회로망의 그것과 유사하다고 할 수 있다.

신경회로망을 구성하는 기본적인 요소로는 뉴런(neuron), 연결강도(weight) 그리고 학습규칙(learning rule) 등이 있다.

4.2 오차 역전파 학습알고리즘

일반화된 델타규칙(generalized delta rule)으로 불리는 역전파 학습규칙은 다층 신경회로망을 학습시키는 가장 일반적인 방법이다. 역전파 학습알고리즘은 출력층에서 실제로 계산된 출력값과 목표출력값의 차이를 줄이는 방향으로 연결강도를 조절하는 학습알고리즘이다. 이 학습 방법은 구성하기가 용이하며, 학습계수의 선정에 따른 수렴성도 우수하기 때문에 신경회로망을 이용한 제어 시스템의 구현에 많이 이용되고 있다[23, 24]. 따라서 본 논문에서 사용한 오차역전파 학습 알고리즘은 식 (17)과 같다.

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + C(E_k(t) W_{kj}(t)) O_j(t) \quad (17)$$

다층 신경회로망은 입력층과 출력층 사이에 한 개 이상의 중간층이 존재하는 다층 구조로서 그림 3은 3층으로 구성된 망구조 형태의 다층 신경회로망을 나타낸다.

다층 신경회로망의 각 뉴런이 그림 3과 같이 구성

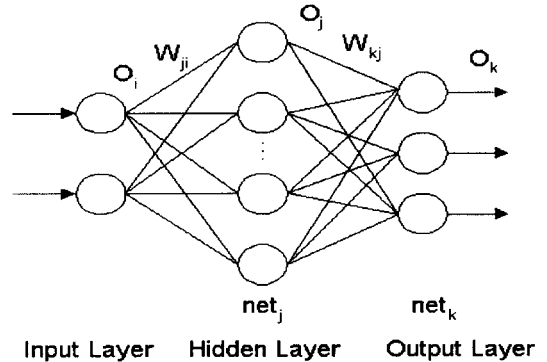


Fig. 3. Multilayered neural network structure.

되었을 경우 함수 f 에 의해 뉴런 j 의 출력 O_j 가 결정되는 수식은 식 (18)과 같다.

$$net_j = f\left(\sum_i W_{ji} \cdot O_i + \theta_j\right) \quad (18)$$

$$O_j = f(net_j)$$

뉴런의 특성을 결정하는 활성화함수(activation function)는 맥컬러-피츠(McCulloch-Pitts) 모델, 시그모이드 함수(sigmoid function) 및 하이퍼볼릭 탄젠트 함수(hyperbolic tangent function) 등의 여러 종류가 있으며 본 논문에서는 식 (19), 식 (20)과 같이 일종의 시그모이드 함수로써, 출력 $[-1, 1]$ 의 범위 내에서 미분 가능한 하이퍼볼릭 탄젠트 함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{1 - \exp(-x)}{1 + \exp(-x)} \quad (19)$$

$$f'(x) = \frac{1}{2} [(1 - f(x))(1 + f(x))] \quad (20)$$

학습의 목표는 출력층 뉴런의 출력과 교사신호(teaching signal) 사이의 오차를 $\delta (=T_k - O_k)$ 로 두고 자승오차 E 를 최소화시키도록 연결강도를 계산하는데 있다. 이때 E 를 최소화시키는 수식은 식 (21)과 같은 오차 δ 는 식 (22)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2 \quad (21)$$

$$\frac{\partial E}{\partial O_k} = -(T_k - O_k) = -\delta \quad (22)$$

시간 t 에 있어서 연결강도는 식 (23)에 따라 조정된다.

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \eta \delta_k O_j \quad (23)$$

여기서, $\delta_k = (T_k - O_k) f'(net_k)$ 이다.

입력층과 중간층 사이의 연결강도 W_{ji} 도 같은 방법으로 조정된다.

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta_j O_i \quad (24)$$

여기서, $\delta_j = -[\sum_k \delta_k W_{kj}] f'(net_j)$ 이다.

오차 역전과 학습을 응용할 경우에는 학습이 수렴할 때까지는 많은 횟수의 반복학습을 필요로 하고, 지역 최소값(local minimum)의 상태로 들어갈 가능성이 있고, 응용할 때마다 학습 파라미터의 조정이 필요하다. 따라서, 본 논문에서는 이전 수정량도 고려하였으며, 수정량을 결정하는 방법으로써, 학습의 고속화에 유효한 것으로 알려져 있는 모멘텀(momentum) 학습법을 사용하여 학습 파라미터를 조정한다.

학습시간을 단축하여 실질적인 실시간 제어가 가능한 모멘텀법은 식 (25), (26)과 같이 연결강도를 계산할 수 있다.

중간층과 출력층 사이의 연결강도의 변화량은 식 (25)와 같다.

$$\Delta W_{kj}(t) = \eta \delta_k O_j + m \Delta W_{kj}(t-1) \quad (25)$$

입력층과 중간층 사이의 연결강도의 변화량은 식 (26)과 같다.

$$\Delta W_{ji}(t) = \eta \delta_j O_i + m \Delta W_{ji}(t-1) \quad (26)$$

4.3 신경망 자기동조 PID제어기에 의한 부하주파수 제어의 적용

그림 4는 신경회로망 PID 제어를 전력계통의 부하주파수 제어에 적용시킨 것을 나타낸다. 여기서, 사용된 신경회로망은 그림 3과 같은 다층 신경회로망으로 PID 파라미터를 조정하여 오차함수 식 (21)를 최소화시킨다. 시뮬레이션에 사용된 신경회로망은 입력층에 2개, 중간층에 10개, 출력층에 3개의 뉴

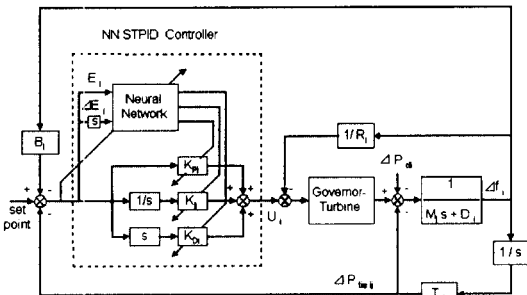


그림 4. i 지역에 대한 NN STPID 제어기의 구성도.
Fig. 4. Block diagram of NN STPID controller for area i .

런으로 구성하였으며, 학습률 η 는 0.3, 모멘텀 상수 m 은 0.7, 학습시 사용한 데이터는 Ziegler-Nichols 동조법을 이용하여 얻은 오차와 오차변화율 각각 1400개의 데이터를 이용하였다. 2개의 입력층 뉴런은 오차와 오차 변화율이 입력되게 하였다. 그리고 출력층은 K_p, K_i, K_d 에 해당하는 세 개의 뉴런으로 구성하였다[12, 13, 24].

본 논문에서 사용한 신경회로망 자기동조 PID 제어기는 Ziegler-Nichols에 의한 PID 제어기의 입·출력인 오차 E_i 및 오차 변화율 ΔE_i 와 각 지역의 제어입력량 U_i 를 신경회로망 오차역전과 학습알고리즘에 의해 학습시키고, 제어기의 입력은 주파수편차 Δf_i 와 연계선 조류편차 ΔP_{tieij} 를 검출해서 계산된 지역제어 오차(Area Control Error: ACE)와 오차 변화율을 사용한다.

이와 같이 시스템의 오차와 오차 변화율을 입력으로 하는 신경회로망 자기동조 PID 제어기를 구성하여 전력계통의 부하주파수 제어에 적용하였다. 이 제어기는 오차 역전과 학습알고리즘을 이용하여 시스템을 학습한다. 부하변동($\Delta P_{di}=0.01$ [p.u.])은 1지역에만 지속적으로 주어졌을 경우로 한다. 그림 5는 1지역과 2지역의 제어기가 학습하고 있는 과정을 나타낸 것이고 학습과정의 흐름도는 그림 6과 같다.

5. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 연구에서는 시스템의 오차와 오차 변화량을 입력으로 하는 신경회로망 PID 제어기를 구성하여 전력계통의 부하주파수 제어에 적용하였다. 이 제어기는 오차 최소화 학습법의 하나인 오차 역전과 학습알고리즘을 이용하여 시스템을 학습한다.

제안한 신경회로망 자기동조 PID 제어기의 제어 성능을 검증하기 위하여 여러 가지 사례별로 제어기의

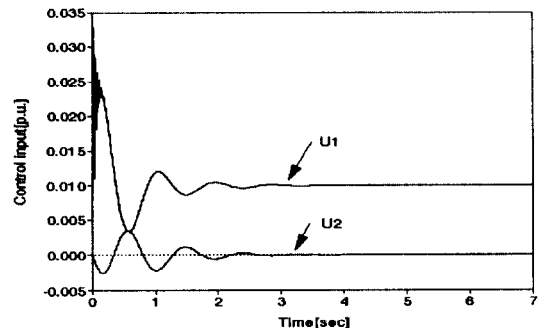


그림 5. NN STPID 제어기의 학습패턴.
Fig. 5. Learning pattern of NN STPID controller.

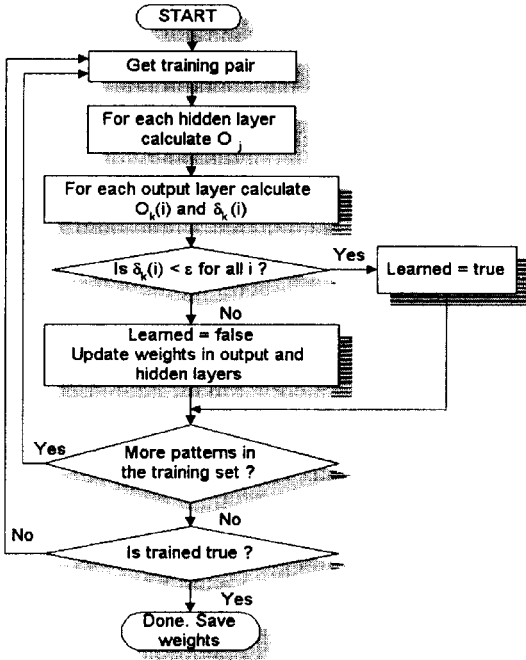


그림 6. 학습과정의 흐름도.
Fig. 6. Flowchart of learning process.

파라미터 동조 과정과 응답 특성을 고찰하였다.

5.1 사례연구 1

첫 번째 사례연구로는 종래의 제어 기법과 제안한

표 2. 제안한 NN STPID 방법에 의한 수렴된 PID 파라미터

Table 2. Converged PID parameters by proposed NN STPID method

Parameters	Area 1	Area 2
K_P	5.8838	4.8992
K_I	8.1219	8.6254
K_D	1.6530	0.9030

신경회로망 자기동조 PID 제어기의 제어 성능을 비교하였으며 종래의 제어기법으로는 최적제어, PID 제어를 사용하였다.

이때 사례연구의 조건으로는 부하외란($\Delta P_{in}=0.01$ [p.u.])이 1지역에만 지속적으로 주어졌을 경우로 한다.

그림 7은 오차와 오차 변화율에 대하여 각 지역에 대한 신경회로망 자기동조 PID 제어기의 파라미터가 자기동조되는 과정을 나타내고 있다.

그림 7의 (a)에서 (f)까지 그림은 각 지역에 대한 신경회로망 자기동조 PID 제어기의 파라미터가 자기동조되는 과정을 나타내고 있는 것으로 최종 수렴된 각 지역의 제어기 파라미터는 표 2에 나타내었다.

다음으로 그림 8은 제안한 NN STPID 제어기의 우수성을 알아보기 위해서 종래의 제어기법인 최적제어, PID 제어와 응답 특성을 비교한 것이다.

그림 8은 신경회로망 자기동조 PID 제어기와 종래의 제어기법인 PID 제어와 최적제어의 응답 특성을

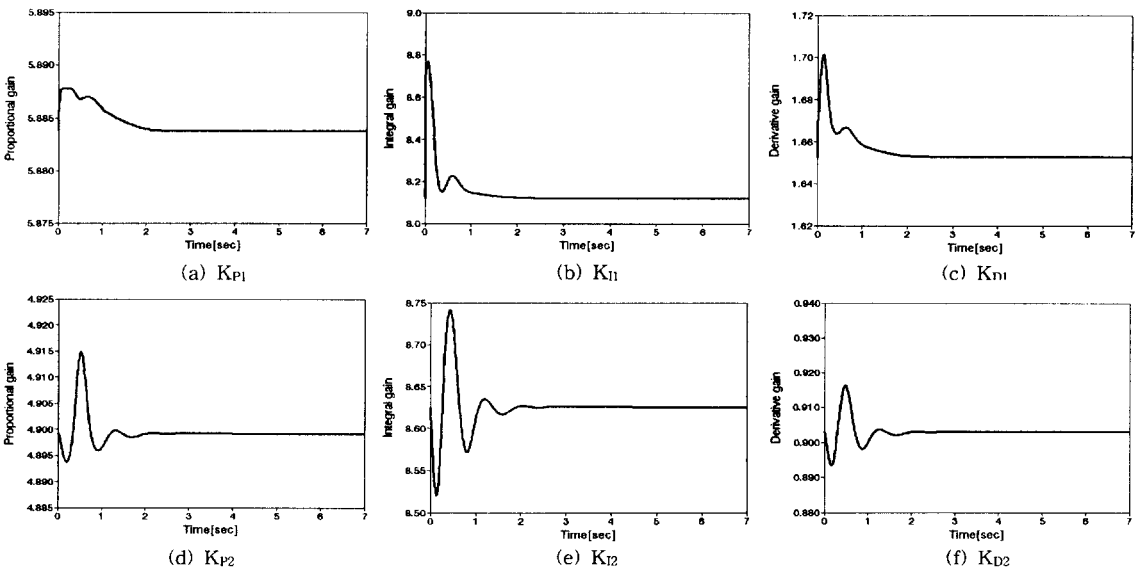


그림 7. NN STPID 제어기의 파라미터 수렴패턴.

Fig. 7. Convergence patterns of NN STPID controller parameters.

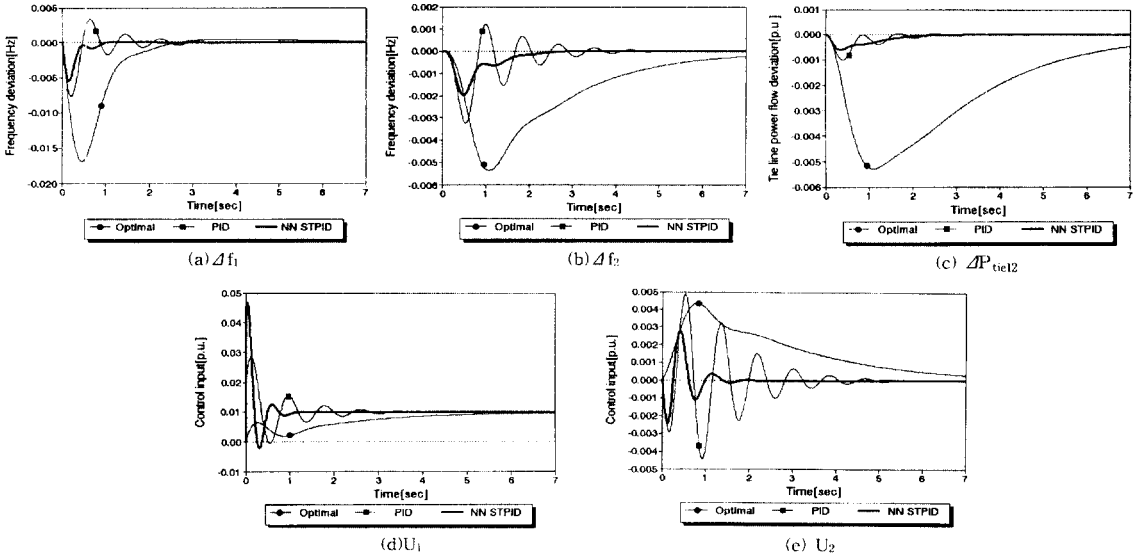


그림 8. 최적제어, PID, NN STPID 제어에 의한 동특성 응답과 제어입력

Fig. 8. Dynamic responses and control inputs of power system by Optimal, PID and NN STPID controller.

비교한 것으로 1지역과 2지역에 대한 주파수 편차와 연계선 조류편차의 응답 특성을 나타내고 있다. 그림 8(a)의 1지역에 대한 주파수의 최대 편차량을 비교해 보면 최적제어 기법은 -16.8963×10^{-3} [Hz], PID 제어는 -7.6335×10^{-3} [Hz]로 Ziegler-Nichols 동조법에 의한 PID 제어가 최적제어보다 약 54%의 감소를 보였다. 그리고 제한한 신경회로망 자기동조 PID 제어는 -5.4580×10^{-3} [Hz]로 최적제어보다 약 68%의 감소로 비교 대상의 제어기법들보다는 주파수 최대 편차량을 줄일 수 있었다. 그림 8(b)는 2지역의 주파수 편차량을 나타낸 것으로 신경회로망 자기동조 PID 제어가 비교 대상의 다른 제어기법들보다 양호함을 알 수 있었다. 그림 8(c)는 연계선 조류 편차량의 응답 특성을 나타낸 것으로 신경회로망 자기동조 PID 제어기의 응답 특성이 종래의 제어기법보다 응답특성이 우수하였고 정정시간(settling time)을 줄일 수 있었다.

그림 8의 (d)와 (e)는 1지역과 2지역의 제어 입력을 나타내고 있는 것으로 부하외란이 1지역에만 지속적으로 발생함으로 인해 1지역 제어기의 분담률이 2지역의 분담률보다 크게 나타남을 알 수 있었다.

이상과 같이 본 논문에서 제안한 신경회로망 자기동조 PID 제어에 대한 유용성을 살펴보기 위해서 시뮬레이션을 통하여 살펴본 결과 종래의 제어기법들보다 응답특성이 우수해짐을 알 수 있었다.

제어성능을 평가하기 위한 평가함수로는 식 (27)과 같이 두었다.

$$J = \int (\Delta f_1^2 + \Delta f_2^2 + \gamma \Delta P_{tie}^2) dt \quad (27)$$

여기서, $\gamma=3.0$ 이다.

식 (27)의 평가함수를 사용하여 각 제어기법들에 대한 평가의 결과로 표 3에 나타내었다.

5.2 사례연구 2

두 번째 사례연구의 조건으로는 부하외란($\Delta P_{d1}=0.05$ [p.u.])이 1지역에만 지속적으로 주어졌을 경우로 한다. 이때 비교 대상의 제어기법은 사례연구 1에서 사용한 최적제어, PID 제어를 사용하였다.

그림 9는 오차와 오차 변화율에 대하여 각 지역에 대한 신경회로망 자기동조 PID 제어기의 파라미터가 자기동조되는 과정을 나타내고 있다.

그림 9의 (a)에서 (f)까지 그림은 각 지역에 대한 신경회로망 자기동조 PID 제어기의 파라미터가 자기동조되는 과정을 나타내고 있는 것으로 최종 수렴된 각 지역의 제어기 파라미터는 표 4에 나타내었다.

표 3. 종래의 방법과 제안한 NN STPID 방법에 의한 평가지수

Table 3. Performance indices by conventional and proposed NN STPID methods

Performance indices	Control technique method		
	Optimal	PID	NN STPID
J	6.6446E-01	4.3665E-03	1.5854E-03

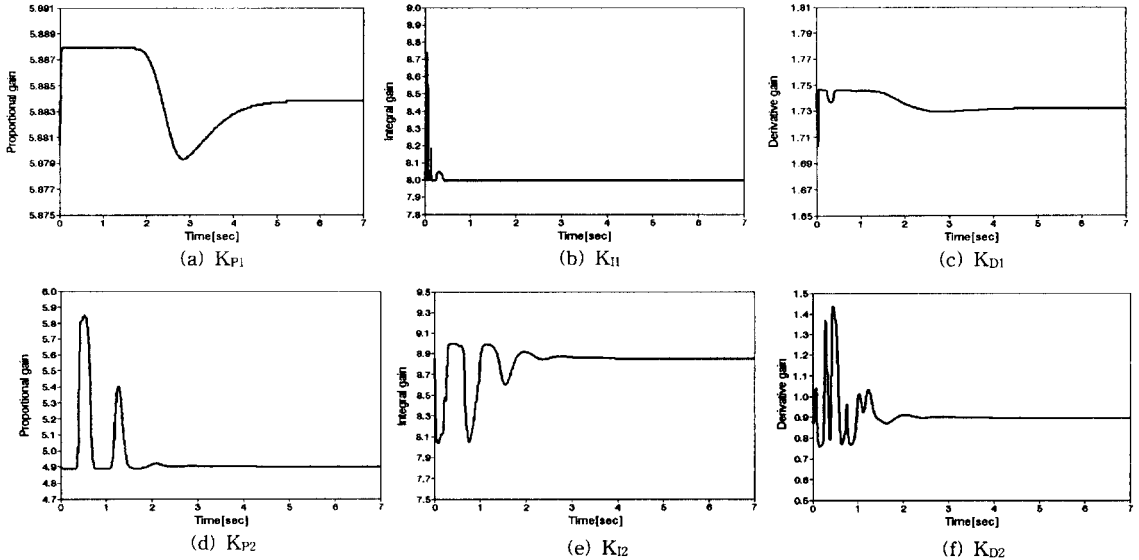


그림 9. NN STPID 제어기 파라미터의 수렴패턴.

Fig. 9. Convergence patterns of NN STPID controller parameters.

표 4. 제안한 NN STPID 방법에 의한 수렴된 PID 파라미터

Table 4. Converged PID parameters by proposed NN STPID method

Parameters	Area	
	1	2
K_p	5.8838	4.8992
K_i	7.9986	8.8491
K_d	1.7319	0.8962

다음으로 그림 10은 제안한 NN STPID 제어기의 우수성을 알아보기 위해서 종래의 제어기법인 최적 제어, PID 제어의 응답 특성과 제어 입력을 비교한 것이다.

그림 10은 신경회로망 자기동조 PID 제어기와 종래의 제어기법인 PID 제어와 최적제어의 응답 특성을 비교한 것으로 1지역과 2지역에 대한 주파수 편차와 연계선 조류편차의 응답 특성을 나타내고 있다. 그

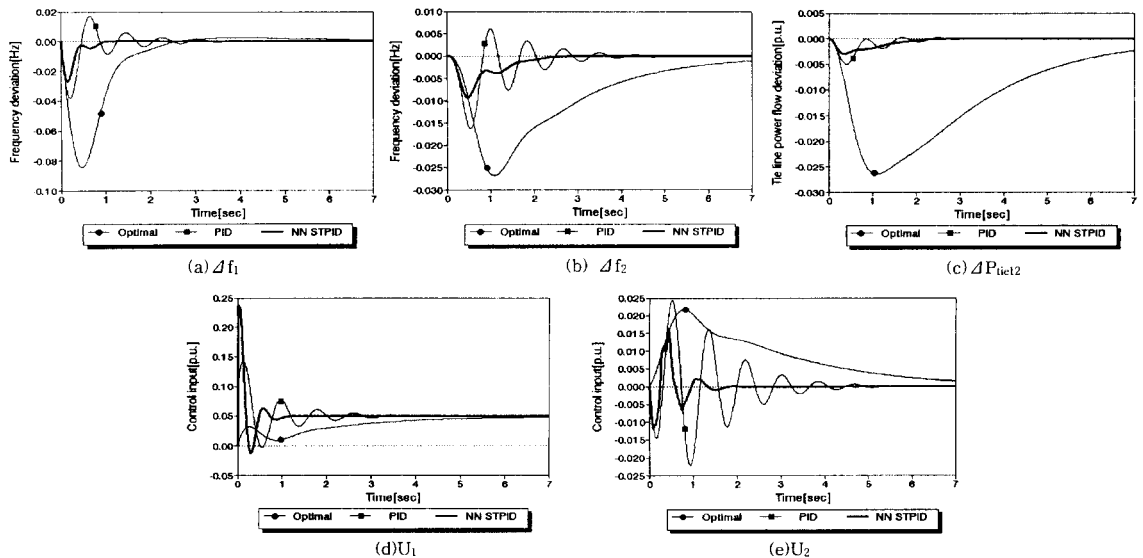


그림 10. 최적제어, PID, NN STPID 제어에 의한 동특성 응답과 제어입력.

Fig. 10. Dynamic responses and control input of power system by Optimal, PID and NN STPID controller.

표 5. 종래의 방법과 제안한 NN STPID 방법에 의한 평가지수

Table 5. Performance indices by conventional and proposed NN STPID method

Performance indices	Control technique methods		
	Optimal	PID	NN STPID
J	1.6611E+01	1.0916E-01	3.8847E-02

림 10(a)의 1지역에 대한 주파수의 최대 편차량을 비교해 보면 최적제어 기법은 -8.4465×10^{-2} [Hz], PID 제어는 -3.8168×10^{-2} [Hz]로 Ziegler-Nichols 동조법에 의한 PID 제어가 최적제어보다 약 55%의 감소를 보였다. 그리고 제안한 신경회로망 자기동조 PID 제어는 -2.6935×10^{-2} [Hz]로 최적제어보다 약 68%의 감소로 비교 대상의 제어기법들보다는 주파수 최대 편차량을 줄일 수 있었다. 그림 10(b)는 2지역의 주파수 편차량을 나타낸 것으로 신경회로망 자기동조 PID 제어가 비교 대상의 다른 제어기법들보다 양호함을 알 수 있었다. 그림 10(c)는 연계선 조류 편차량의 응답 특성을 나타낸 것으로 신경회로망 자기동조 PID 제어기의 응답 특성이 종래의 제어기법보다 응답특성이 우수하였고 정정시간(settling time)을 줄일 수 있었다.

그림 10의 (d)와 (e)는 1지역과 2지역의 제어 입력을 나타내고 있는 것으로 부하외란이 1지역에만 지속적으로 발생함으로 인해 1지역 제어기의 분담률이 2지역의 분담률보다 크게 나타남을 알 수 있었다.

각 제어기들의 제어 성능을 비교하기 위해 식 (27)의 평가함수를 사용하여 각 제어기법들에 대한 평가의 결과로 표 5에 나타내었다.

6. 결 론

본 논문에서는 부하외란이 발생할 경우 2지역 전력계통의 부하주파수 제어 즉, 각 지역내의 주파수 및 연계선 조류편차가 허용치 내로 신속히 수렴하도록 하기 위하여 신경회로망 자기동조 PID 제어를 제안하였다. PID 제어기의 파라미터는 제어대상의 변화에 따라 그 값을 바꾸어 주어야 하는 등 제어환경에 대한 적응능력이 부족하다. 따라서, 제안한 신경회로망 자기동조 PID 제어기는 제어대상의 특성이 변화되거나 부하외란에 대해 적응성을 갖도록 PID제어기의 파라미터를 자기동조할 수 있도록 신경회로망의 오차역전과 학습알고리즘을 이용하여 자기동조 PID 제어를 설계하였다.

시뮬레이션에 사용된 신경회로망은 입력층에 2개,

중간층에 10개, 출력층에 3개의 뉴런으로 구성하였다. 2개의 입력층 뉴런은 시스템의 오차와 오차 변화율이 입력되게 하였고 출력층은 PID 제어기의 파라미터에 해당하는 3개의 뉴런으로 구성하였다. 신경회로망의 학습 방법중의 하나인 오차 역전과 학습알고리즘을 이용하여 시스템을 학습하였다.

학습된 제어를 부하주파수 제어모델에 적용하여 각 사례별로 부하변동에 따른 PID 파라미터 자기동조 과정과 각 지역에 대한 주파수 최대편차량과 연계선 조류 편차량 등을 종래의 다른 제어기법과 비교·고찰하였다.

신경회로망 자기동조 PID 제어를 2지역 전력계통에 적용하여 시뮬레이션한 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 1) 미소 외란에 대해 종래의 제어기법을 이용한 것보다 제안한 제어기의 응답 특성이 양호하였고 주파수 최대 편차량과 연계선 조류 편차량을 경감시킬 수 있었으며, 정정시간을 줄일 수 있었다.
- 2) 신경회로망에 의해 자기동조된 PID 파라미터는 과도시에 파라미터의 변화폭이 컸으며 오차가 감소함에 따라 변화폭이 감소되어 일정한 값을 유지하였다.
- 3) 다양한 외란의 변화에도 수렴성이 우수하였고, 종래의 제어기법과 비교하여 제안한 신경회로망 자기동조 PID 제어기의 제어 성능이 우수함을 알 수 있었다.

이상과 같이 본 논문에서 제안한 신경회로망 자기동조 PID 제어기는 종래의 다른 제어 기법보다 동특성 응답과 제어 성능이 우수한 제어기임을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] O. I. Elgerd and C. E. Fosha, "Optimum megawatt-frequency control of multiarea electric energy systems", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 80, No. 4, pp. 556-563, 1970.
- [2] C. E. Fosha and O. I. Elgerd, "The megawatt-frequency control problem: a new approach via optimal control theory", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 80, No. 4, pp. 563-577, 1970.
- [3] F. D. Galiana and H. Glavitsch, "State adaption in power systems control", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 92, pp. 1670-1678, 1973.
- [4] R. P. Schulte and D. E. Badley, "Problems associated with generator load following in system operation", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 102, No. 6, pp. 1566-1569, 1983.
- [5] 장세훈, 임화영, "주파수 제어를 위한 비례 제어기구의 최적설계에 관한 연구", 대한전기학회논문지,

- Vol. 26, No. 2, pp. 99-103, 1977.
- [6] 김훈기, 광노홍, 문영현, “최적선형 추적법에 의한 부하-주파수 제어”, 대한전기학회논문지, Vol. 38, No. 2, pp. 83-92, 1989.
- [7] Karl Johan Astrom and Tore Haggglund, *Automatic Tuning of PID Controllers*, Instrument Society of America, 1988.
- [8] M. Zhuang, D. P. Atherton, “Automatic tuning of optimum PID controllers”, *Proceeding-D. IEEE*, Vol. 140, No. 3, pp. 216-224, 1993.
- [9] F. Beaufays, Y. Abdel-magid and B. Widrow, “Application of neural networks to load-frequency control in power systems”, *Pergamon Contributed Article Neural Networks*, Vol. 7, No. 1, pp. 183-194, 1994.
- [10] Chunshien Li and Roland Priemer, “Self-learning General Purpose PID Controller”, *Journal of the Franklin institute*, Vol. 334B, No. 2, pp. 167-189, 1997.
- [11] Peter C. Chen and James K. Mills, “Synthesis of neural networks and PID control for performance improvement industrial robots”, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Vol. 20, No. 2-4, pp. 157-180, 1997.
- [12] Sigeru Omatu and Michifumi Yoshioka, “Neuro-approach for intelligent systems development”, *IEEE Proc. ICNN*, pp. 2418-2423, 1997.
- [13] Toshitaka Oki, Toru Tamamoto, Masahiro Kaneda and Sigeru Omatsu, “An intelligent PID controller with a neural supervisor”, *IEEE Proc. ICS*, pp. 4477-4482, 1997.
- [14] Olle. I. Elgerd, *Electric Energy Systems Theory*, McGraw-Hill Book Company, 1982.
- [15] Atif S. Debs, *Modern Power Systems Control and Operation*, Kluwer Academic Publishers, 1988.
- [16] 정형환, 정동일, 주석민, “2지역 전력계통의 부하주파수제어를 위한 퍼지추론기법의 적용”, 한국퍼지 시스템학회 논문지, Vol. 2, No. 4, 1992.
- [17] 정형환, 이준탁, 안병철, 왕용필, 김해재, “최적 PID 제어기에 의한 2지역 전력계통의 부하주파수 제어에 관한 연구”, 대한전기학회논문지, Vol. 43, No. 5, pp. 703-710, 1994.
- [18] 이준탁, 정동일, 안병철, 주석민, 정형환, “파라미터 자기조정 퍼지제어기를 이용한 부하주파수 제어”, 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지, Vol. 7, No. 2, 1997.
- [19] S. Barnett and R. G. Cameron, *Introduction to Mathematical Control Theory*, Clarendon press, 1985.
- [20] G. S. Christensen, M. E. El-Hawary and S. A. Soliman, *Optimal Control Applications in Electric Power Systems*, Plenum Press, 1987.
- [21] Y. Nishikawa, N. Sannomiya, T. Ohta and H. Tanaka, “A method for auto-tuning of PID control parameters”, *Automatica*, Vol. 20, No. 3, pp. 321-332, 1984.
- [22] S. Akhyar and S. Omatu, “Neuromorphic self-tuning PID controller”, *IEEE Proc. ICNN*, pp. 552-557, 1993.
- [23] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, “Learning internal representation by error propagation”, *The MIT Press*, Vol. 1, 1986.
- [24] Sigeru Omatu, Marzuki Khalid and Rubiyah Yusof, *Neuro-Control and Its Applications*, Springer, 1995.



정형환(Hyeong-Hwan Chong) 종신회원
1964년 : 연세대학교 전기공학과 졸업
1984년 : 동대학원 전기공학과 졸업(공학박사)
현 재 : 동아대학교 전기공학과 교수



주석민(Seok-Min Joo) 정회원
1992년 : 동아대학교 전기공학과 졸업
1994년 : 동대학원 전기공학과 졸업(석사)
1997년 : 동대학원 전기공학과 졸업(공학박사)
현 재 : 동아대 정보통신연구소 특별연구원



김상호(Sang-Hyo Kim) 정회원
1992년 : 동아대학교 전기공학과 졸업
1994년 : 동대학원 전기공학과 졸업(석사)
현 재 : 동대학원 전기공학과 박사과정 수료



김경훈(Kyoung-Hoon Kim) 정회원
1995년 : 동아대학교 전기공학과 졸업
1997년 : 동대학원 전기공학과 졸업(석사)