

전력계통의 부하주파수 제어를 위한 신경회로망 전 보상 PID 제어기 적용

정형환* · 김상효* · 정문규*

Application of Neural Network Precompensated PID Controller for Load Frequency Control of Power System

H. H. Chung · S. H. Kim · M. K. Chung

Key words : Neural network precompensated PID controller(신경회로망 전 보상 PID 제어기), Load frequency control(부하주파수 제어), PID controller(PID 제어기), Optimal controller(최적 제어기)

Abstract

In this paper, we propose a neural network precompensated PID(NNP PID) controller for load frequency control of 2-area power system. While proportional integral derivative(PID) controllers are used in power system, they have many problems because of high nonlinearities of the power system. So, a neural network-based precompensation scheme is adopted into a conventional PID controller to obtain a robust control to the nonlinearities. The applied neural network precompensator uses an error back-propagation learning algorithm having error and change of error as input and considers the changing component of forward term of weighting factor for reducing of learning time. Simulation results show that the proposed control technique is superior to a conventional PID controller and an optimal controller in dynamic responses about load disturbances. The proposed technique can be easily implemented by adding a neural network precompensator to an existing PID controller.

1. 서 론

전력계통의 부하가 변동하여 발전기의 기계적 입력이 부하와 평형을 이루지 못할 경우 전력계통

의 주파수가 변동하게 된다. 주파수의 심한 변동은 정밀기계의 성능을 저하시킬 뿐만 아니라 발전소나 기타 전기설비에 큰 지장을 초래하며 수명을 단축시킨다. 또한 각 지역을 연결하는 연계선 전력

* 동아대학교 전기공학과(원고접수일 : 99년 3월)

조류는 주파수의 변동에 매우 민감하므로 이에 대한 제어를 신속히 행하지 않으면 상시 변동조류가 대단히 크거나 조류의 동요가 심하게 되어 전력계통의 안정도가 저하된다. 그러므로 계통운용의 안정성과 신뢰성을 확보하기 위해서는 시간에 따른 계통상태의 변화, 사고에 대한 계통구성의 변동 등 전력계통의 다양한 상태변동에 대하여 전력수급의 균형을 조절하여 주파수 및 연계선 조류편차를 허용범위 이내로 유지하도록 해야 한다. 이러한 목적을 달성하기 위해 전력계통의 부하주파수 제어(Load Frequency Control : LFC)가 필요하다^{1,2)}. 이에 대한 최초의 연구는 O. I. Elgerd와 C. E. Fosha^{3,4)}에 의해 부하주파수 제어계의 동특성 응답을 개선시키기 위하여 이루어졌다. 이들이 각 지역에 대한 지역주파수 응답특성을 이용한 주파수 편차의 연계선 전력제어기법과 현대의 최적제이론을 이용한 선형 레귤레이터의 설계기법을 제시한 이래 이에 관한 많은 논문이 발표되고 있다. 특히, F. D. Galiana 등⁵⁾은 계통의 외란이 클 경우에 있어서의 상태추종 제어기법을 제시하였으며, R. P. Schuite 등⁶⁾은 시스템의 동작제한에 대하여 연구한 바 있다. 국내에서는 장세훈, 임화영 등⁷⁾의 비례 제어기의 최적설계에 의해 부하주파수 제어기법이 소개되었으며, 김훈기, 문영현 등⁸⁾은 계속적인 부하변화시 즉각적인 주파수 제어가 가능하도록 LFC계에 최적선형 추적법을 도입한 바 있다.

한편, 현재 산업공정에 사용되고 있는 제어기종, PID (Proportional Integral Derivative) 제어기는 간단한 구조를 갖고 있음에도 불구하고 상대적으로 우수한 제어성능을 제공하는 것으로 알려져 있다. 또한, PID 제어기는 이를 구성하는 비례, 적분 및 미분 동작에 대한 물리적 의미를 쉽게 파악할 수 있는 장점을 지니고 있어 산업공정 제어에 가장 많이 활용되고 있는 제어기이다.

그러나, 이와 같은 보편적이고 광범위한 활용에도 불구하고, PID 제어기의 성능은 제어대상 및 제어기의 매개변수에 크게 의존하는 단점을 지니고 있다. 즉, 제어대상 혹은 이를 둘러싼 주위환경 변화에 기인한 매개변수의 변화에 대하여 제어기의 파라미터가 재조정되어야 하고, 이의 조정은 대부분 많은 시간이 소요되는 전문가의 수작업에 의

하여 시행착오적으로 이루어지고 있는 현실이다. 따라서, PID 제어기의 파라미터 자동동조에 관한 실질한 필요성과 함께 활발한 연구가 진행되고 있다.

대표적 방법 중의 하나로 Ziegler-Nichols의 PID 제어기 동조법을 들 수 있다. Ziegler-Nichols 동조법은 시간영역 속에서 제어대상의 개회로 계단응답에 기초하여 임계이득과 임계주기를 구하여 동조하는 방법 및 주파수 영역에서 임계이득과 임계주기를 구하여 비례, 적분 및 미분 파라미터를 결정하는 방법이다⁹⁾.

그러나, 이러한 제어수법도 시스템을 일반적인 선형계로 간주하거나 동작점 부근에서 선형화시킨 것에 불과하며, 또한 복잡한 수식모델로부터 제어조작량을 결정하므로, 실제 시스템과의 오차가 커지고, 온라인(on-line)으로 제어가 불가능하게 된다. 특히, 전력계통의 비선형성과 발전량증가를 제한 등으로 인한 계통의 해석 및 제어기 설계가 매우 어려운 실정이며, 최근 신뢰성이 높고 고품질의 전기에너지 수요의 급격한 증대와 함께 계통간의 연계가 강화되어 전력계통 규모도 광대해지고 복잡해짐에 따라 전력계통의 부하주파수 제어는 고도의 제어기법이 요구되고 있다. 이러한 문제의 해결책으로 최근 선형, 비선형 시스템을 불문하고 효과적인 성능을 가지며, 학습과 적용 그리고 병렬 분산처리가 가능한 신경회로망 제어¹⁰⁾나 전문가의 지식 및 경험을 제어규칙으로 퍼지추론에 의해 제어 동작을 결정하는 퍼지제어¹¹⁾와 같은 지능적인 제어가 전력계통에 도입되고 있다^{12,13)}.

따라서, 본 논문에서는 종래의 PID 제어기의 단점을 보완하는 동시에 성능향상을 위해 신경회로망에 기초를 둔 전 보상기를 추가한 신경회로망 전 보상 PID(Neural Network Precompensated PID : NNP PID) 제어기를 제안한다. 여기서 사용된 신경회로망은 부정확한 모델링에 의해 발생하는 비선형 특성을 보상하는데 활용되며, 또 학습기능을 이용하여 제어정보를 저장하도록 설계되었다. 제안한 NNP PID 제어기가 전력계통의 부하 외란에 대한 속응성이 좋고 부하주파수 최대 편차량과 연계선 조류 편차량의 감감 및 도달시간과 정정시간을 최소화시킬 수 있음을 보이고자 한다.

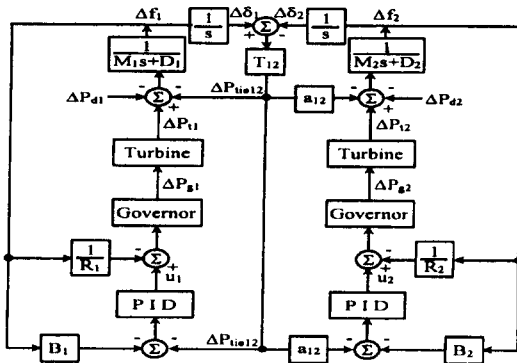
2. 계통 방정식

다수의 제어지역이 상호 연계된 전력계통의 효율적인 주파수 제어대책을 검토하기 위하여 C. E. Fosha 등^{3,4)}이 제안한 2지역 모델계통을 주로 사용한다. 이는 Fosha 등이 9차계로 선형모델화하여 연구한 이래 다지역 전력계통의 부하주파수 제어에 대한 연구모델로 많이 이용되고 있다. 본 논문에서 사용한 모델계통은 그림 1과 같으며, 이를 기초로 한 *i*지역 계통의 선형모델 상태방정식은 식 (1)과 같다.

$$\Delta P_{tieij} = T_{ij}(\Delta \delta_i - \Delta \delta_j)$$

$$\frac{d}{dt} \Delta \delta_i = \Delta f_i$$

$$\frac{d}{dt} \Delta f_i = \frac{1}{M_i} (\Delta P_{t1i} - \Delta P_{di} - \Delta P_{tieij} - D_i \Delta f_i)$$



- M_i : Inertia constant(0.1667[p.u.MW · s/Hz])
- D_i : Load damping coefficient(0.00823[p.u.MW/Hz])
- T_{ti} : Turbine time constant(0.3[s])
- T_{gi} : Speed governor time constant(0.08[s])
- R_i : Self-regulation coefficient of generator (2.4[Hz/p.u.MW])
- T_{12} : Tie-line power flow constant (0.545[p.u.MW/Hz])
- B_i : Frequency bias constant
- a_{12} : Ratio between rated power
- $\Delta \delta_i$: Change in phase angle
- Δf_i : Frequency deviation
- ΔP_{di} : Change in load demand
- ΔP_{ti} : Change in steam turbine output
- ΔP_{gi} : Change in governor-valve position
- ΔP_{tie12} : Tie-line power flow deviation

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

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{ti} = \frac{1}{T_{ti}} (\Delta P_{gi} - \Delta P_{ti})$$

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

3. 신경회로망 전 보상 PID제어기

3. 1 신경회로망 구조와 학습

본 논문에서 사용된 신경회로망의 목적은 플랜트 출력 $y(k)$ 와 기준입력 $y_r(k)$ 의 오차 $e(k)$ 가 최소가 되도록 하는 새로운 기준입력 값 $y'(k)$ 를 생성하는 것이다. 구성된 신경회로망은 그림 2에서와 같이 2개의 입력층 뉴런, 10개의 중간층 뉴런, 1개의 출력층 뉴런을 가지는 3개층의 다층 퍼셉트론으로 구성하였다. 여기서 신경회로망의 중간층 뉴런의 개수는 최소의 개수를 가지면서 우수한 성능을 얻을 수 있도록 경험적으로 얻어졌다.

식(2)는 신경회로망 제어기의 입력으로서 기준입력과 플랜트출력 사이의 오차를 나타낸다.

$$e(k) = y_r(k) - y(k) \quad (2)$$

그리고 오차의 변화량은 식(3)과 같다.

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \quad (3)$$

전력계통에서의 부하주파수 제어는 계통의 주파수 및 연계선 조류 편차를 규정치 이하로 유지시키는 것이다. 그러므로 부하주파수 편차의 오버슈트량과 정상상태의 편차량을 감소시키며 정정시간을 줄이고, 또한 연계선 조류 편차량을 최소화시켜야 한다. 이를 위한 신경회로망 제어기 설계를 위해서는 목표치와 실제치의 오차함수를 최소화

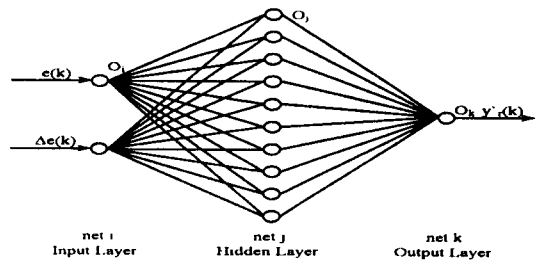


Fig. 2 Neural network structure

하도록 학습이 이루어져야 하는데, 이를 위한 신경 회로망의 학습과정은 다음과 같다.

먼저 신경회로망의 목표출력과 보상된 출력사이의 오차함수를 구하면 식(4)와 같다.

$$E(k) = \frac{1}{2} (\tau(k) - y'_r(k))^2 \quad (4)$$

여기서 $\tau(k)$ 는 출력층 뉴런의 목표치이고, $y'_r(k)$ 는 출력층 뉴런의 실제치이다. 학습은 오차함수 식(4)를 최소화하도록 이루어지며, 그 결과 가중치 조절은 식(5)와 같이 이루어진다.

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k O_j \quad (5)$$

여기서, $\eta(0 < \eta < 1)$ 는 학습율이며, δ_k 는 식(6)과 같다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E(k)}{\partial net_k} = -\frac{\partial E(k)}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \quad (6)$$

또, 중간층의 가중치는 식(7)과 같다.

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j O_i \quad (7)$$

보상기의 목표출력값을 알 수 없으므로 이미 알고 있는 출력층에서의 오차항을 이용하여 중간층의 오차항을 구하면 식(8)과 같다.

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_k \delta_k w_{kj} = (1 - O_j^2) \sum_k \delta_k w_{kj} / 2 \quad (8)$$

보다 빠른 학습속도를 위해 식(5)와 식(7)에 모멘텀 항을 추가한 가중치 조절은 식(9)와 같다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{kj}(k+1) &= \eta \delta_k O_j + \Delta w_{kj}(k) \\ \Delta w_{ji}(k+1) &= \eta \delta_j O_i + m \Delta w_{ji}(k) \end{aligned} \quad (9)$$

여기서, $m(0 < m < 1)$ 은 모멘텀 상수이다.

3. 2 신경회로망 전 보상기

본 논문에서는 PID 제어기의 자동동조를 위해 기준점(set point) 변경과 이득(gain) 변경¹³⁻¹⁵⁾ 중 전자의 방식을 사용하였으며, Ziegler-Nichols에 의한 PID 제어기의 입출력인 오차 및 오차 변화량과 각 지역의 제어 입력량을 신경회로망 오차역전과 학습알고리즘에 의해 학습시킨 후, 기준점을 자동으로 조정하도록 설계하였다. 다지역 전력계통의 부하주파수 제어를 위한 NNP PID 제어기의 기본적인 제어구조는 그림 3과 같으며, 종래의 제어기인 PID 제어기 성능향상을 위해 신경회로망에 기초를 둔 보상기적 접근으로 구성하였다.

신경회로망 전 보상기는 식(10)과 같이 전 보상기 기준입력 y'_r 을 생성하기 위한 기준입력 y_r 과 플랜트 출력 y 를 사용한다.

$$\begin{aligned} e(k) &= y_r(k) - y(k) \\ \Delta e(k) &= e(k) - e(k-1) \\ y'_r(k) &= NN[e(k), \Delta e(k)] \end{aligned} \quad (10)$$

이때, $e(k)$ 는 기준입력 $y_r(k)$ 와 플랜트 출력 $y(k)$ 사이의 오차, $\Delta e(k)$ 는 오차의 변화량이다. 또한, $NN[e(k), \Delta e(k)]$ 는 신경회로망에 기초를 둔 $e(k)$ 와 $\Delta e(k)$ 의 비선형 함수이다. 보상된 명령신호 $y'_r(k)$ 는 그림 3에서처럼 종래의 PID 설계를 위한 새로운 기준신호로 사용된다. PID 제어기를 위한 방정식은 식(11)과 같다.

$$e'(k) = y'_r(k) - y(k) \cdot B_i - \Delta P_{tiej}$$

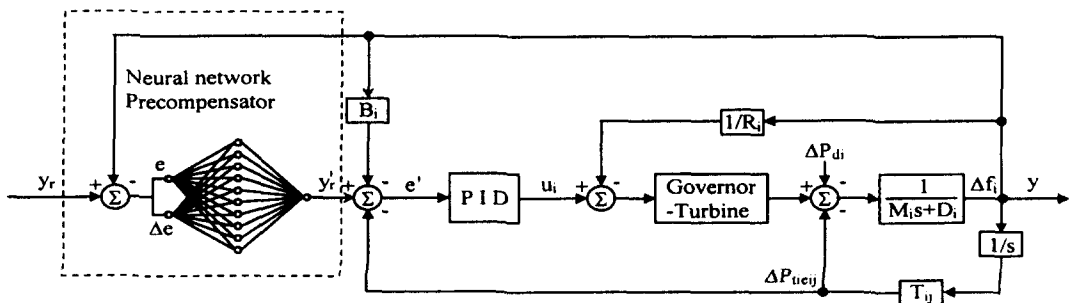


Fig. 3 Block diagram of power system with PID controller and Neural Network Precompensator

$$\begin{aligned} \Delta e'(k) &= e'(k) - e'(k-1) \\ u(k) &= u(k-1) + K_P \Delta e'(k) + K_I e'(k) \\ &\quad + K_D (\Delta e'(k) - \Delta e'(k-1)) \end{aligned} \quad (11)$$

$e'(k)$ 는 전 보상된 기준입력 $y'_r(k)$ 와 제한입력 $y(k) \cdot B_i - \Delta P_{tieij}$ 사이의 전 보상된 오차이고, $\Delta e'(k)$ 는 전 보상된 오차의 변화량이다. $u(k)$ 는 플랜트의 입력이다.

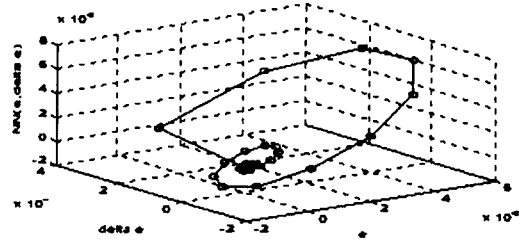
신경회로망 전 보상기의 목적은 플랜트가 알려지지 않은 비선형성을 가질 때 시스템 출력에서 나타나는 오버슈트와 언더슈트를 보상하기 위한 기준신호를 변경하는 것인데, 만약 종래의 PID 제어기를 그대로 사용한다면 상당한 오버슈트와 언더슈트를 초래할 수 있다. 그러므로 최근의 신뢰성이 높고 고품질의 전기에너지 수요의 급증과 함께 계통간의 연계가 광대해지고 복잡해지는 추세에 따라 개선책이 필요하며, 이에 따라 본 논문은 기존의 PID 제어기에 의한 계통제어에 신경회로망 전 보상기를 추가해 강인하면서도 간단한 구조로 설계하였다.

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

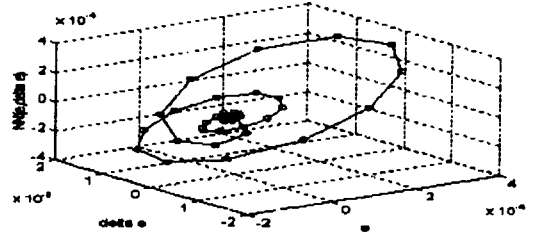
본 논문에서는 2지역 전력계통의 부하주파수 제어를 위해 PID 제어기를 설계하였고, 이 PID 제어기가 가지고 있는 한계성을 보상하기 위해 신경회로망에 기초를 둔 전 보상기를 사용하였다. 시뮬레이션에 사용한 신경회로망은 입력층 2개, 중간층 10개, 출력층 1개의 뉴런으로 구성하였으며, 학습을 η 는 0.8, 모멘텀 상수 m 은 0.7이다. 또, 본 논문에서 사용한 시스템의 각 계통 용량 $P_{r1} = P_{r2} = 2000$ [MW]이고, 연계선 용량 $P_{tie\max} = 200$ [MW]이며, 지역간 전압 위상차의 평형치 $\delta_{12}^* (= \delta_1^* - \delta_2^*) = 30$ [deg], 계통 용량비 $a_{12} = -P_{r2}/P_{r1} = -1$ 이다.

1) 사례연구 1

사례연구 1은 부하외란 $\Delta P_{d1} = 0.01$ [p.u.]가 1지역에만 지속적으로 주어졌을 때로 하였으며, 종래의 제어기법으로는 PID 제어⁹⁾와 최적제어¹⁰⁾를 사용하였다. 이때 Ziegler-Nichols법에 의해 동조된 PID 제어기의 파라미터는 $K_{P1} = 2.07$, $K_{I1} = 3.39$, $K_{D1} = 0.32$ 이다.



(a) area 1



(b) area 2

Fig. 4 Auto-tuning of reference input(set point)

오차와 오차 변화량에 대해 각 지역에 대한 전 보상된 기준입력이 자동동조 되어지는 과정은 그림 4와 같으며, 얼마간의 시간 후에는 일정한 값으로 수렴하는 것을 볼 수 있다. 이 시점에서 전 보상은 더 이상 필요가 없으며 단지 PID 제어기에 의해서 전력계통이 제어되고 있는 하이브리드형의 성질을 나타내고 있다.

그림 5는 제안하는 NNP PID 제어기와 ZN PID 제어기 그리고 Optimal 제어기에 대한 1, 2지역의 주파수 편차와 연계선 조류 편차의 응답특성을 나타내고 있다. 이때 그림 5의 (a)는 1지역에 대한 주파수 최대 편차량으로써, ZN PID 제어기가 -77.8×10^{-4} [Hz], Optimal 제어기가 -16.9×10^{-4} [Hz]인 것에 비해 NNP PID 제어기는 각각 이보다 38%와 71% 감소한 -48.3×10^{-4} [Hz]로 우수한 특성을 보였다. 또한 정정시간을 비교해보면 제안한 NNP PID 제어기가 훨씬 우수한 성능을 나타내었다. 그림 5의 (b)는 2지역의 주파수 편차량을 나타내고 있고, 그림 5의 (c)는 연계선 조류 편차량을 나타내고 있는데 역시 제안한 NNP PID 제어기의 응답특성이 ZN PID 제어기법보다 우수한 특성을 나타내었다. 각 제어기의 제어성능을 평가하기 위한 평

가함수는 식(12)와 같이 두었다.

$$J = \int (\alpha |\Delta f_1| + \beta |\Delta f_2| + \gamma |\Delta P_{tie12}|) dt \quad (12)$$

여기서, $\alpha=1.0, \beta=1.0, \gamma=3.0$ 이다.

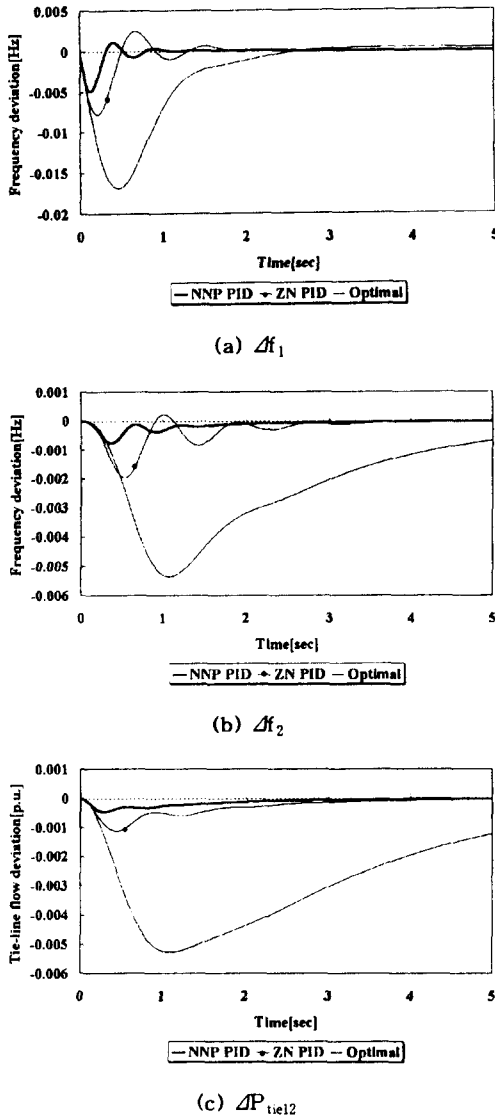


Fig. 5 Frequency deviations and tie line flow deviations of area 1, 2 ($\Delta P_{d1}=0.01$ [p.u.])

Table 1. Performance index

Performance Index	Control Method		
	Optimal	ZN PID	NNP PID
J	14.4106	14.5833×10^{-1}	59.3330×10^{-2}

이 평가함수를 사용하여 Optimal, ZN PID, NNP PID의 제어성능을 비교한 결과 표 1과 같이 NNP PID의 제어성능이 평가함수를 최소화시킬 수 있었다.

2) 사례연구 2

사례연구 2는 부하외란 $\Delta P_{d1}=0.05$ [p.u.]가 1지역에 지속적으로 발생한 경우로서, 제안한 NNP PID 제어기의 속응성과 강인성을 고찰하였다.

그림 6의 (a)와 (b)는 각 지역에 대한 주파수 최

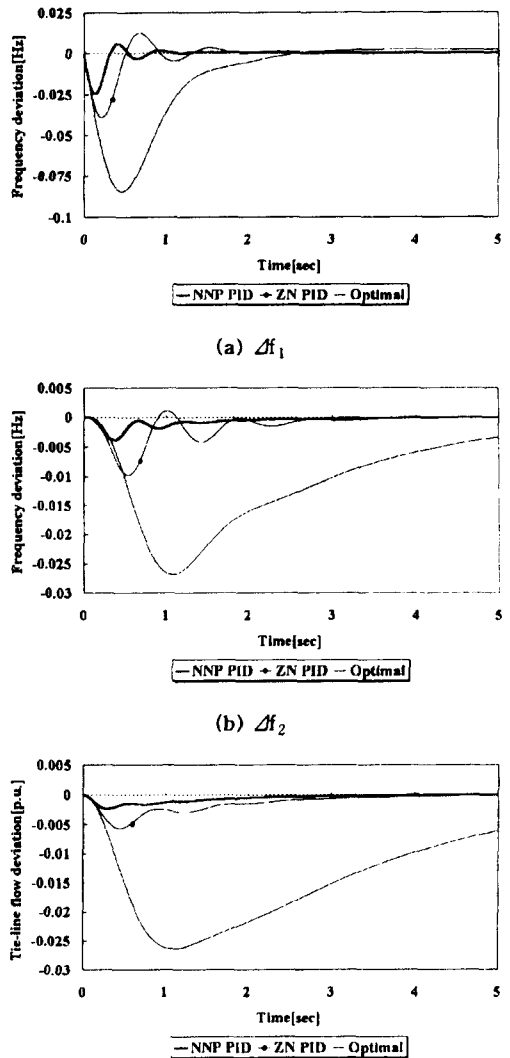


Fig. 6 Frequency deviations and tie line flow deviations of area 1, 2 ($\Delta P_{d1}=0.05$ [p.u.])

Table 2. Performance index

Performance Index	Control Method		
	Optimal	ZN PID	NNP PID
J	72.0729	72.9213×10^{-1}	29.8764×10^{-2}

대 편차량으로, 종래의 제어기법인 Optimal, ZN PID보다 제안한 NNP PID 제어가 주파수 최대 편차량을 큰 폭으로 경감시켰을 뿐 만 아니라 부하외란의 증가에서도 적응성이 있음을 보여주고 있다. 그림 6의 (c)는 연계선 조류 편차량의 응답특성을 나타내고 있다. 이때 부하외란의 발생은 주파수의 변동을 초래할 뿐만 아니라, 계통간에 상호 연계된 조류도 변하게 되어 일정전력을 유지할 수 없게 한다. 주파수가 일정하게 유지된다면 연계선 조류의 변화로 안정화되어서 계통의 운전을 원활하게 운영해 갈 수 있는데, 응답특성을 살펴보면 제안한 제어기법이 종래의 제어기법보다 편차량을 경감시킬 수 있었다. 따라서 종래의 제어기법인 PID 제어기에 신경회로망 전 보상기를 추가한 NNP PID 제어기는 비교적 간단한 구조임에도 불구하고 전력계통의 부하주파수 제어에 매우 적합함을 알 수 있었다. 식(12)의 평가함수를 사용하여 각 제어기법들에 대한 평가함수의 결과는 표 2와 같다.

5. 결 론

본 논문에서는 2지역 전력계통의 부하주파수 제어를 위한 NNP PID 제어기를 제안하였다. 제안한 NNP PID 제어기는 제어대상의 특성이나 부하외란의 변화에 대해 적응성을 갖도록 PID 제어기의 기준입력을 자동으로 조정하도록 설계하였으며, 학습기능 및 부정확한 시스템 모델링에 의해 생성되는 비선형성에 강한 신경회로망을 이용하였다. 본 논문의 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 학습기능과 병렬분산처리가 가능한 전 보상기를 사용함으로써 불확실한 모델링 문제로 인한 성능을 개선하여 2지역 전력계통의 부하주파수 제어에 적합함을 보였다.

둘째, PID 제어기의 자동동조를 위해 기준점 변경과 이득 변경중 전자의 방식을 사용하였으며, 이 방식은 현재 전력계통에 사용중인 PID 제어시스템에 매우 간단히 설치될 수 있는 제어구조를 가지

고 있음을 보였다.

셋째, 종래의 제어기법인 ZN PID 제어기에 의한 부하주파수 제어특성에서, 주파수 편차량과 연계선 조류 편차량의 특성이 장시간의 진동으로 수렴특성이 좋지 못한데 비해, NNP PID 제어기는 최대 편차량, 정정시간 등의 특성에서 우수함을 보였다.

참고문헌

- [1] Y. Wang, R. Zhou, C. Wen, "Robust load-frequency controller design for power systems", IEE Proceedings, Vol. 140, No. 1, pp.11~16, 1993.
- [2] P. Kundur, "Power System Stability and Control", McGraw-Hill, Inc, pp.581~626, 1993.
- [3] C. E. Fosha, O. I. Elgerd, "The Megawatt-Frequency Control Problem : A New Approach Via Optimal Control Theory", IEEE Trans. Power App. and Syst., Vol. Pas-80, No. 4, pp.553~577, 1970.
- [4] O. I. Elgerd, C. E. Fosha, "Optimum megawatt-frequency control of multiarea electric energy systems", IEEE Trans. Power App. Syst., Vol. Pas-89, No. 4, pp.556~563, 1970.
- [5] F. D. Galiana, H. Glavitsch, "State adaptation in power systems control", IEEE Trans. Power App. Syst., Vol. Pas-92, No. 5, pp.1670~1678, 1973.
- [6] R. P. Schulte, D. E. Badley, "Problems associated with generator load following in system operation", IEEE Trans. Power App. Syst., Vol. Pas-102, No. 6, pp.1566~1569, 1983.
- [7] 장세훈, 임화영, "주파수 제어를 위한 비례 제어기구의 최적설계에 관한 연구", 대한전기학회논문지, Vol. 26, No. 2, pp.99~103, 1977.
- [8] 김훈기, 박노홍, 문영현, "최적선형 추적법에 의한 부하-주파수 제어", 대한전기학회논문지, Vol. 38, No. 2, pp.83~92, 1989.
- [9] C. C. Hang, K. J. Astrom, W. K. Ho, "Refinements of the Ziegler-Nichols tuning formula", IEE Proc.-D, Vol. 138, No.2, pp.111~118, 1991.
- [10] S. Akhyar, S. Omatu, "Neuromorphic Self-Tuning PID Controller", IEEE Proc., pp.552~557, 1993.

- [11] C. C. LEE, "Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy Logic Controller-Part I, II", IEEE Trans. Cont. Syst. Tech., Vol. 20, No. 2, pp.404~435, 1990.
- [12] F. Beaufays, Y. A-M, B. Widrow, "Application of Neural Networks to Load-Frequency Control in Power Systems", Neural Networks, Vol. 7, No. 1, pp.183~194, 1994.
- [13] 정형환, 주석민, 정동일, 김상효, 고희석, "전력계통의 안정화를 위한 퍼지 PID 제어기의 적용과 제어 특성", 대한 전기학회 논문지, Vol. 47, No. 2, pp.143~149, 1998.
- [14] J. H. Kim, K. C. Kim, E. K. P. Chong, "Fuzzy Precompensated PID Controllers", IEEE Trans. Cont. Syst. Tech., Vol. 2, No. 4, pp.406~411, 1994.
- [15] H. J. Cho, K. B. Cho, B-H. Wang, "Fuzzy-PID hybrid control : Automatic rule generation using genetic algorithms", Fuzzy Sets and Systems 92, pp.305~316, 1997.

저 자 소 개



정형환(鄭亨煥)

1941년 1월 19일생. 1964년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1984년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 현재 동아대학교 전기공학과 교수. 당학회 회원.



김상효(金相孝)

1965년 8월 25일생. 1992년 동아대학교 전기공학과 졸업. 1994년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정 수료. 당학회 회원.



정문규(鄭文圭)

1971년 11월 16일생. 1998년 동아대학교 전기공학과 졸업. 현재 동 대학원 전기공학과 석사과정. 당학회 회원.