

2지역 전력계통의 부하주파수 제어를 위한 적응 뉴로 퍼지추론 보상기 설계

정형환* · 정문규* · 한길만*

Design of an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Precompensator for Load Frequency Control of Two-Area Power Systems

H. H. Chung · M. K. Chung · G. M. Han

Key words : Adaptive neuro-fuzzy inference system(적응 뉴로 퍼지추론 시스템), Load frequency control(부하주파수 제어), PID controller(PID 제어기), Hybrid learning algorithm(하이브리드 학습 알고리즘), Precompensator(보상기)

Abstract

In this paper, we design an adaptive neuro-fuzzy inference system(ANFIS) precompensator for load frequency control of 2-area power systems. While proportional integral derivative(PID) controllers are used in power systems, they may have some problems because of high nonlinearities of the power systems. So, a neuro-fuzzy-based precompensation scheme is incorporated with a conventional PID controller to obtain robustness to the nonlinearities. The proposed precompensation technique can be easily implemented by adding a precompensator to an existing PID controller. The applied neruo-fuzzy inference system precompensator uses a hybrid learning algorithm. This algorithm is to use both a gradient descent method to optimize the premise parameters and a least squares method to solve for the consequent parameters. Simulation results show that the proposed control technique is superior to a conventional Ziegler-Nichols PID controller in dynamic responses about load disturbances.

1. 서 론

계통운용의 안정성과 신뢰성을 확보하기 위해
서는 시간에 따른 계통상태의 변화, 사고에 대한

계통구성의 변동 등 전력계통의 다양한 상태변동
에 대하여 전력수급의 균형을 조절하여 주파수 및
연계선 조류편차를 허용범위 이내로 유지하도록
해야 한다. 이러한 목적을 달성하기 위해 전력계통

* 동아대학교 공대 전기전자컴퓨터공학부(원고접수일 : 99년 12월)

의 부하주파수 제어(Load Frequency Control : LFC)가 필요하다. 이에 대한 최초의 연구는 Fosha 등^{1,2)}에 의해 부하주파수 제어계의 동특성 응답을 개선시키기 위하여 이루어졌다. 이들이 각 지역에 대한 지역주파수 응답특성을 이용한 주파수 편이 연계선 전력제어기법과 현대의 최적제어 이론을 이용한 선형 레귤레이터의 설계기법을 제시한 이래 현재까지 LFC에 관한 많은 논문이 발표되고 있다³⁻⁶⁾.

한편, 현재 산업공정에 사용되고 있는 제어기 중, PID 제어기는 간단한 구조를 갖고 있음에도 불구하고 상대적으로 우수한 제어성능을 제공하는 것으로 알려져 있다. 그러나 PID 제어기의 성능은 제어대상 혹은 이를 둘러싼 주위환경 변화에 기인한 매개변수의 변화에 대하여 제어기의 파라미터가 재조정되어야 하고, 이의 조정은 대부분 많은 시간과 경비가 소요되는 전문가의 수작업에 의하여 시행착오적으로 이루어지는 단점이 있다. 따라서 PID 제어기의 파라미터 자동동조에 관한 절실한 필요성과 함께 활발한 연구가 진행되고 있다.

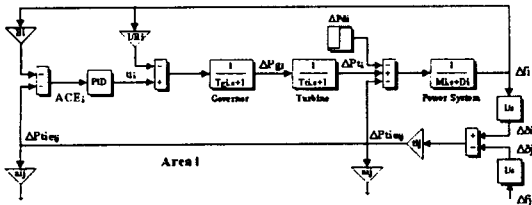
대표적 방법으로서 Ziegler-Nichols(ZN) PID 제어기 동조법을 들 수 있다. 그러나 이러한 제어수법도 시스템을 일반적인 선형계로 간주하거나 동작점 부근에서 선형화시킨 것에 불과하며, 또한 복잡한 수식모델로부터 제어조작량을 결정하므로 실제 시스템과의 오차가 커지게 된다. 특히, 전력계통의 비선형으로 인한 계통의 해석 및 제어기 설계가 매우 어려운 실정이며, 최근 신뢰성이 높고 고품질의 전기에너지 수요의 급격한 증대와 함께 계통간의 연계가 강화되어 전력계통의 부하주파수 제어는 고도의 제어기법이 요구되고 있다. 이러한 문제의 해결책으로 최근 선형, 비선형 시스템을 불문하고 효과적인 성능을 가지며, 학습과 적응 그리고 병렬 분산처리가 가능한 신경회로망 제어나 퍼지추론에 의해 제어동작을 결정하는 퍼지제어와 같은 지능제어가 전력계통에 도입되고 있다^{4,7)}.

따라서, 본 논문에서는 퍼지 시스템의 언어적이고 논리적인 추론능력과 신경망의 학습능력을 결합하여 서로의 단점을 보완한 것으로 최근 비선형 계통의 모델링 및 제어에 도입되고 있는 퍼지-신경망에 관한 연구로서 퍼지추론을 수행하는 퍼

지-신경망의 결론부를 입력에 대한 선형방정식으로 대체한 적응 뉴로 퍼지추론 시스템(Adaptive neuro-fuzzy inference system)을 이용한다⁸⁻¹¹⁾. 적응 뉴로 퍼지추론 시스템의 특징으로는 첫째, 비선형 대응이 다른 선형방식보다 월등하고, 둘째, 조정변수의 개수가 적으며, 셋째, 적용시 출력오차를 감소시킬 뿐만 아니라 외란을 최소화시킬 수 있는 장점이 있다. 이러한 적응 뉴로 퍼지추론 시스템은 Sugeno 퍼지추론 시스템의 전건부와 후건부 파라미터들을 최급강하법(Steepest descent method)과 최소자승법(Least squares method)으로 결합된 하이브리드 학습알고리즘에 의해 조절한다. 또 본 논문에서는 PID 제어기의 자동동조를 위해 보상기적 방식인 기준점(Set point) 변경방식을 사용하였으며, 이러한 동조방식은 종래의 PID 제어기를 고정해 놓고 그대로 사용하면서 성능을 향상시킬 수 있는 장점이 있다^{12,13)}. 이러한 보상기적 설계기법은 전력계통의 복잡한 비선형성으로 인한 정확한 모델링의 어려움과 이로 인한 문제점들을 극복하는데 만족할 만한 방법일 것으로 기대된다. 본 논문의 구성은 먼저 사용한 전력계통의 모델을 제시하며, 적응 뉴로 퍼지추론 시스템의 고찰과 함께 PID 제어기의 자동동조의 예로서 기준점 변경과 이득 변경에 대해 알아본다. 또 계통 모델에 적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기를 적용하는 전체적인 구조를 제시한다. 마지막으로 이에 대한 실험으로 제안된 제어기법이 종래의 ZN 동조법에 의한 PID 제어기법 보다 전력계통의 다양한 부하외란에 대해 속응성이 우수하며, 주파수 최대편차량과 연계선 조류 편차량의 경감 및 정정시간을 최소화시킬 수 있음을 보이고자 한다.

2. 전력계통의 수학적 모델

다수의 제어지역이 상호 연계된 전력계통의 효율적인 주파수 제어대책을 검토하기 위하여 Fosha 등^{1,2)}이 제안한 2지역 계통 모델을 주로 사용한다. 이는 Fosha 등이 9차계로 선형 모델화하여 연구한 이래 다지역 전력계통의 부하주파수 제어에 대한 연구모델로 많이 이용되고 있다. 본 연구에서 고찰하고자 하는 전력계통의 모델은 그림



- M_i : Inertial 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_{ij} : Tie-line power flow constant (0.545[p.u.MW/Hz])
- B_i : Frequency bias constant
- a_{ij} : 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 steam turbine output
- ΔP_{tieij} : Tie-line power flow deviation
- ACE_i : Area control error

Fig. 1 Block diagram of i area power system with PID controller (i=2)

1과 같다.

먼저, i지역에서 주파수 제어계의 동특성 모델을 작성하기 위하여 이 지역 내에 ΔP_{di} [p.u.MW] 만큼의 부하변동이 발생되었다고 하면, 이 부하변동에 대응해서 i지역내의 ΔP_{ti} [p.u.MW]의 유효발전 전력의 증가를 초래하며, 이들 발전 증가분과 부하 증가분과의 차인 전력여분 $\Delta P_{ti} - \Delta P_{di}$ [p.u.MW]은 식(1)~(3)과 같다.

i) 운동에너지의 증가분

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} W_{kin i} &= \frac{d}{dt} \left[W_{kin i} \left(\frac{f_i}{f_i^*} \right)^2 \right] \\ &\approx \frac{d}{dt} \left[W_{kin i} \left(1 + \frac{\Delta f_i}{f_i^*} \right) 2 \right] \\ &= 2 \frac{W_{kin i}}{f_i^*} \frac{d}{dt} (\Delta f_i) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, f_i^* 는 공칭주파수, $W_{kin i}$ 는 f_i^* 일 때의 i지역의 운동에너지이다.

ii) 주파수 변화에 따른 부하의 증가분 $D_i \Delta f_i$ (2)

여기서, $D_i = \frac{\partial P_{di}}{\partial f_i}$ [p.u.MW/Hz]는 i제어 지역의 계통제동을 나타내는 양이다.

iii) 연계선을 통한 전력수요의 증가분 : ΔP_{tieij} (3)
식(1)~(3)을 기초로 하여 전력평형 방정식은 식(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta P_{ti} - \Delta P_{di} = 2 \frac{H_i}{f^*} \frac{d}{dt} \Delta f_i + D_i \Delta f_i + \Delta P_{tieij} \quad (4)$$

여기서, $H_i = \frac{W_{kin i}}{P_{ri}}$ [s]는 관성계수, P_{ri} [MW]는 i지역의 정격전력이다. 식(4)의 연계선 조류편차 ΔP_{tieij} 는 i지역에서 유입되는 유효전력으로서 식(5)와 같다.

$$P_{tieij} = T_{ij} \left(\int \Delta f_i dt - \int \Delta f_j dt \right) \quad (5)$$

여기서, T_{ij} 는 동기 화력계수를 나타낸다. 발전기-터어빈-조속기 계통에 있어 터어빈 발전기와 터어빈에 부속되어 회전속도 조정을 위한 조속기의 관계식은 식(6)~(7)과 같다.

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{ti} = -\frac{1}{T_{ti}} \Delta P_{ti} + \frac{1}{T_{ti}} \Delta P_{gi} \quad (6)$$

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{gi} = -\frac{1}{T_{gi}} \Delta P_{gi} + \frac{1}{T_{gi} R_i} \Delta f_i + \frac{1}{T_{gi}} \Delta P_{ci} \quad (7)$$

여기서, ΔP_{ti} 와 ΔP_{gi} 는 i지역 터어빈 발전기와 조속기의 발전량 증가분, R_i 는 i지역 발전기의 속도 조정을 그리고 ΔP_{ci} 는 i지역 속도 변환장치의 위치 증가분이다.

3. 적응 뉴로 퍼지추론 시스템

퍼지-신경망은 퍼지 시스템의 언어적이고 논리적인 추론능력과 신경망의 학습능력을 결합하여 서로의 단점을 보완한 것으로 최근 비선형 계통의 모델링 및 제어에 적극적으로 도입되고 있다. 이와 관련된 많은 연구중 Jang 등⁹⁻¹⁰⁾은 퍼지추론을 수행하는 퍼지-신경망의 결론부를 입력에 대한 선형방정식으로 대체한 적응 뉴로퍼지 추론 시스템을 제안하였다.

3. 1 적응 뉴로 퍼지추론 시스템의 적용

본 논문에서 사용된 적응 뉴로 퍼지추론 시스템의 언어적 규칙은 식(8)과 같다.

- If e is A₁ and Δe is B₁, then f₁=α₁e+β₁Δe+γ₁
 - If e is A₁ and Δe is B₂, then f₂=α₁e+β₂Δe+γ₂
 - If e is A₁ and Δe is B₃, then f₃=α₁e+β₃Δe+γ₃
 - If e is A₂ and Δe is B₁, then f₄=α₂e+β₄Δe+γ₄
 - If e is A₂ and Δe is B₂, then f₅=α₂e+β₅Δe+γ₅
 - If e is A₂ and Δe is B₃, then f₆=α₂e+β₆Δe+γ₆
 - If e is A₃ and Δe is B₁, then f₇=α₃e+β₇Δe+γ₇
 - If e is A₃ and Δe is B₂, then f₈=α₃e+β₈Δe+γ₈
 - If e is A₃ and Δe is B₃, then f₉=α₃e+β₉Δe+γ₉
- (8)

여기서, e와 Δe는 입력, A₁, A₂, A₃와 B₁, B₂, B₃는 각 입력에 대한 소속함수, f_i는 각 규칙에서의 출력, α_i, β_i, γ_i(i=1,2,...,9)는 각 규칙에서 입력에 대한 선형 파라미터를 의미한다.

그림 2는 식(8)의 Sugeno 퍼지추론 시스템에 대한 퍼지규칙과 퍼지추론을 나타낸다. 그림 2로부터 각 규칙의 출력은 크리스프(Crisp) 값이기 때문에 최종출력은 가중치 평균으로 얻게되며, 비퍼지화에 필요한 시간을 절약할 수 있다. 그림 3은 본 논문에서 사용한 입출력 e, Δe와 y, 소속함수(Negative, Zero, Positive), 퍼지규칙 9개인 적응 뉴로 퍼지추론 시스템의 구조이다. 여기서, Layer 1, 4는 동조될 파라미터를 갖고 있으며, Layer 2, 3, 5는 단지 규정된 연산만을 수행한다. Layer 1의 파라미터는 신호의 전방향 경로(Forward pass)시 조정되며, Layer 4의 파라미터는 신호의 역방향

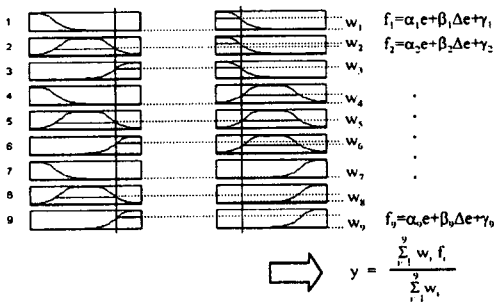


Fig. 2 Sugeno fuzzy inference system

경로(Backward pass)시 조정된다. 각 층의 각 노드에서 수행되는 계산은 다음과 같다.

1 층 : 각 노드 i에 의한 출력은 식(9)와 같다.

$$O_i = \mu_{A_i}(e), \quad i=1, 2, 3$$

$$O_i = \mu_{A_{i-3}}(\Delta e), \quad i=4, 5, 6 \quad (9)$$

여기서, e와 Δe는 노드 i의 입력, A_i와 B_{i-3}은 소속함수이다. 식(10)과 같이 최대값 1, 최소값 0인 종형 소속함수 μ_{A_i}(e)와 μ_{B_i}(Δe)를 사용한다.

$$\mu_{A_i}(e) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{e - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^b} \quad (10)$$

$$\mu_{B_i}(\Delta e) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{\Delta e - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^b} \quad (11)$$

여기서, {a_i, b_i, c_i}는 동조되어야 할 전건부 파라미터 집합이다. 폭과 중심을 조정하기 위해 a_i와 c_i, 교차점에서의 경사를 조정하도록 b_i가 사용된다. 이 파라미터의 변화 때문에 소속함수는 A_i와 B_i에서 다양한 형태로 적절하게 변화하게 된다. 종형 소속함수 이외에도 사다리꼴, 삼각형 소속함수와 같은 연속적이고 이산적인 미분 가능한 함수가 사용될 수 있다.

2 층 : 각 노드는 입력 신호들을 곱해서 식(11)과 같이 출력된다. 이것은 각 퍼지규칙의 전건부 적합

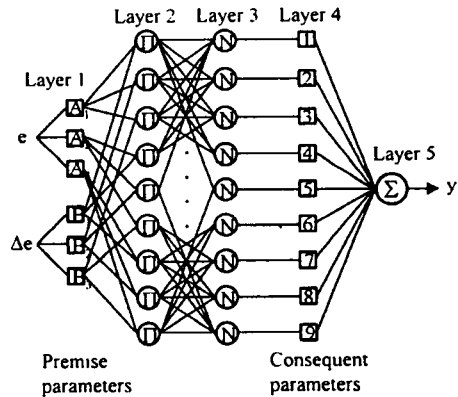


Fig. 3 Structure of the applied adaptive neuro-fuzzy inference system

도를 계산하는 것을 의미한다.

$$O_i^0 = w_i = \mu A_i(e) \times \mu B_i(\Delta e), i = 1, 2, \dots, 9 \quad (11)$$

3 층 : 각 노드는 i번째 규칙의 적합도와 모든 규칙의 적합도의 합과의 비율을 계산하는데 이 노드의 출력이 정규화된 적합도이다. 각 노드의 출력은 식(12)와 같다.

$$O_i^1 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i}, i = 1, 2, \dots, 9 \quad (12)$$

4 층 : 각 노드에 대하여 후건부 변수를 곱한다. 각 노드의 출력은 식(13)과 같다.

$$O_i^2 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (\alpha_i e + \beta_i \Delta e + \gamma_i) \quad (13)$$

여기서, \bar{w}_i 는 3층의 출력이고, $\{\alpha_i, \beta_i, \gamma_i\}$ 는 동조되어야 할 후건부 파라미터 집합이다.

5 층 : 모든 입력신호들을 합하여 전체 출력을 식(14)와 같이 계산한다.

$$O_i^3 = y = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (14)$$

적용 뉴로 퍼지추론 시스템의 특징은 하이브리드 학습 알고리즘에 있는데 후건부 파라미터는 먼저 최소자승법을 사용하여 수정되고 전건부 파라미터는 오차를 역전파함으로서 수정된다. 이러한 하이브리드 알고리즘에 의한 접근은 최급강하법으로만 수행하는 것보다 학습속도가 매우 빠르다. 또한 전건부 및 후건부 파라미터의 최적화에서 전건부 및 후건부 파라미터를 따로따로 최적화하기 때문에 최적화해야 할 파라미터의 수를 줄일 수 있다. 이를 각 전달방향에 대하여 요약하면 표 1과 같다.

전건부 파라미터를 동조하기 위해서 식(15)와 같이 오차를 근거로 하여 퍼지규칙의 전건부 파라미터를 동조한다.

Table 1. Hybrid learning of the adaptive neuro-fuzzy inference system

	전방향 경로	역방향 경로
전건부 파라미터	고정	최급강하법
후건부파라미터	최소자승법	고정
신호	노드 출력	오차 신호

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (15)$$

여기서, η 는 학습율이고 식(16)과 같이 계산된다.

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha}\right)^2}} \quad (16)$$

그러므로 새로운 파라미터 α 는 식(17)과 같이 주어진다.

$$\alpha_{n+1} = \alpha_n + \Delta \alpha \quad (17)$$

후건부 파라미터는 전건부 입력변수 및 파라미터가 주어지면, 성능 평가지수 PI(Performance index)를 최소화하여 최적화할 수 있다. PI는 시스템의 출력 데이터와 교사신호(Teaching signal)간의 차이를 의미하는 성능지수로 식(18)과 같다.

$$PI = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (t_i - y_i)^2 \quad (18)$$

3.2 PID 제어기의 자동동조

본 연구에서 사용한 적응 뉴로 퍼지추론 시스템은 PID 제어기의 자동동조를 위해 사용되었다. 그러므로 PID 제어기의 자동동조 방식을 설명하기 위해 퍼지에 의한 PID 제어기의 자동동조를 두 가지로 나누어 설명하고자 한다.

Tzafestas 등¹⁴⁾이 퍼지와 PID 제어를 시스템에 적용시킨 이래로 이에 대한 많은 연구가 있었다. 그 중 PID 제어를 위한 여러 가지 동조방식에 관한 연구가 있었는데, 대표적으로 이득 변경(Gain modification)^{15,16)}과 기준점 변경(Set-point modification)으로 분류할 수 있다.

PID 제어기와 퍼지 제어를 병렬로 사용하는 구조는 이득 변경의 경우로 볼 수 있는데, 이러한 병렬 구조는 조건적으로 제어기의 출력을 계산하게 되는데 식(19)와 같다.

$$u(k) = K_p e(k) + TK_I \sum_{n=0}^k e(n) + \frac{K_D}{T} \Delta e(k), \quad \text{if } (e, \Delta e) \in R$$

$$G(e, \Delta e), \quad \text{otherwise} \quad (19)$$

여기서, R은 (e, Δe) 공간에서의 영역이다. 이 설계에서, 식(19)의 G로 표현되는 퍼지 제어기의 미세 동조는 PID 제어기로 대체되게 된다. 이 병렬 구조는 정상상태 응답동안에는 PID 제어기의 정확성을 가지며, 과도상태 응답동안에는 퍼지 제어기의 신속성을 효과적으로 결합시킬 수 있다. 이 구조에서 중요한 설계 목표는 동특성 성능을 최적화하기 위해 R을 발견하는 것이다. 일반적으로 이득 변경은 식(20)과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} K_P' &= K_P + G_P(e, \Delta e) \\ K_I' &= K_I + G_I(e, \Delta e) \\ K_D' &= K_D + G_D(e, \Delta e) \end{aligned} \quad (20)$$

여기서, G_P , G_I 와 G_D 는 비선형 함수이다.

PID 제어기를 향상시키기 위한 또 다른 방법은 기준점을 변경하는 것이다. 여기서, 기준점 변경은 식(21)과 같이 새로운 오차항을 도입한다.

$$\begin{aligned} e_P &= y_r(k) \circ F_P(e, \Delta e) - y(k) \\ e_I &= y_r(k) \circ F_I(e, \Delta e) - y(k) \\ e_D &= y_r(k) \circ F_D(e, \Delta e) - y(k) \end{aligned} \quad (21)$$

여기서, \circ 는 곱 혹은 합 연산자이고, F_P , F_I 와 F_D 는 e와 Δe의 비선형 함수들이며, 그 제어 입력은 식(22)와 같다.

$$\begin{aligned} u(k) &= K_P e_P(k) + TK_I \sum_{n=0}^k e_I(n) \\ &+ \frac{K_D}{T} \{e_D(k) - e_D(k-1)\} \end{aligned} \quad (22)$$

이것과는 달리, 비례항의 기준점만을 변경하는 경우가 있을 수 있는데, $F_P = \beta$, $F_I = F_D = 1$ 과 같이 나타낼 수 있다. \circ 이 곱 연산자(\times)라고 하면 식(23)과 같다.

$$\begin{aligned} u(k) &= K_P \{\beta y_r(k) - TK_I \sum_{n=0}^k e(n) \\ &+ \frac{K_D}{T} \{e(k) - e(k-1)\} \end{aligned} \quad (23)$$

이것은, Höglund 등¹⁷⁾에 의해 제안된 기준점 가중치 설계로 잘 알려져 있다. 또, 그 이후에 Hang 등¹⁸⁾이 정규화된 플랜트 이득과 불감시간의 값을 기초로 하여 β를 결정하는 방법을 연구하였다. 최근에는 Kim 등¹⁹⁾이 기준점을 변경하기 위해

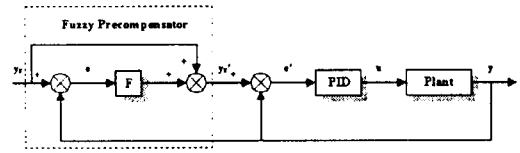


Fig. 4 Basic structure of a fuzzy precompensated PID controller

더 일반적인 구조를 제안하였는데, 그들의 설계에서는 동일한 비선형 함수를 사용하였다. 즉,

$$\begin{aligned} u(k) &= K_P e'(k) + TK_I \sum_{n=0}^k e'(n) \\ &+ \frac{K_D}{T} \{e'(k) - e'(k-1)\} \end{aligned} \quad (24)$$

여기서, $e'(k) = y_r(k) + F(e, \Delta e) - y(k)$ 이다. 이것은 비선형 함수 F를 만족하도록 퍼지 제어기를 사용하고 있기 때문에 퍼지 전 보상 PID 제어기(Fuzzy precompensated PID controller)라 하며, 기본적인 구조는 그림 4와 같다.

3.3 적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기를 이용한 전력계통의 부하주파수 제어

본 논문에서는 PID 제어기의 자동동조를 위해 기준점 변경방식을 사용하였으며, 기준점을 자동으로 조정하기 위한 제어수법으로 적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기를 설계하였다. 2지역으로 연계된 전력계통의 부하주파수 제어를 위한 적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기의 전체구조는 그림 5와 같다.

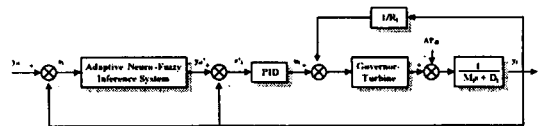


Fig. 5 Block diagram of i area power system with adaptive neuro-fuzzy inference system precompensator (i=2)

적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기는 식(25)와 같이 기준입력 $y_{ri}(k)$ 을 생성하기 위한 기준입력 $y_{ri}(k)$ 과 시스템 출력 $y_i(k)$ 를 사용한다.

$$\begin{aligned} e_i(k) &= y_{ri}(k) - y_i(k) \\ \Delta e_i(k) &= e_i(k) - e_i(k-1) \\ y_{ri}(k) &= ANFIS[e_i(k), \Delta e_i(k)] \end{aligned} \quad (25)$$

보상된 기준입력 $y'_n(k)$ 는 그림 5에서처럼 PID 제어기를 위한 새로운 기준신호로 사용된다. PID 제어기를 위한 방정식은 식(26)과 같다.

$$\begin{aligned}
 e'_i(k) &= y'_n(k) - y_i(k) \\
 \Delta e'_i(k) &= e'_i(k) - e'_i(k-1) \\
 u_i(k) &= u_i(k-1) + K_{P_i} \Delta e'_i(k) + K_{I_i} e'_i(k) \\
 &\quad + K_{D_i} (\Delta e'_i(k) - \Delta e'_i(k-1)) \quad (26)
 \end{aligned}$$

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

부하의란에 대한 적응성을 갖도록 부하가 다양하게 변동될 경우에 있어서 2지역으로 연계된 전력계통의 부하주파수 제어를 위해 적응 뉴로 퍼지 추론 시스템 보상기를 설계하였다. 설계된 제어기는 각각의 지역에 적용되고, 각 발전기의 제어입력은 조속기에 적용되며, 이 입력을 조절함으로써 주파수를 조절하도록 하고 있다. 설계된 제어기의 유용성을 입증하기 위하여 종래의 설계방식인 PID 제어방식과 시뮬레이션을 통하여 동특성을 비교, 고찰하였다. 또한 각 방식에 대한 평가함수의 비교를 통하여 제어성능을 고찰하였다. 여기서 사용된 PID 제어방식은 시간영역 상에서 임제이득과 임계주기를 구하여 쉽게 파라미터를 선정할 수 있는 ZN 방식을 이용하였다. 모델계통은 Fosha 등의 2지역 전력계통의 선형모델에 부하의 변동이 다양하게 변동될 경우에 있어서 각 적용사례별로 제어성능을 고찰하였다. 계통용량 $P_{r1} = P_{r2} = 2000[\text{MW}]$, 연계선용량 $P_{\text{tiemax}} = 200[\text{MW}]$, 용량비 $a_{12} = -P_{r2}/P_{r1} = -1$ 이다.

4.1 적응 예 1

적용 예 1은 부하의란 $P_{d1} = 0.01[\text{p.u.}]$ 가 1지역에 만 지속적으로 발생하였을 경우로 하였다. 먼저 적응 뉴로 퍼지추론 시스템을 ZN 방식에 의한 PID 제어기의 입출력인 오차, 오차 변화량과 각 지역의 제어입력량을 하이브리드 학습 알고리즘에 의해 학습시킨 후, 기준점을 자동으로 조정하도록 설계하였다. 1지역과 2지역의 적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기의 학습편차는 그림 6과 같다. 각각 500개의 데이터를 이용하였으며, 각 지역에 대해 100

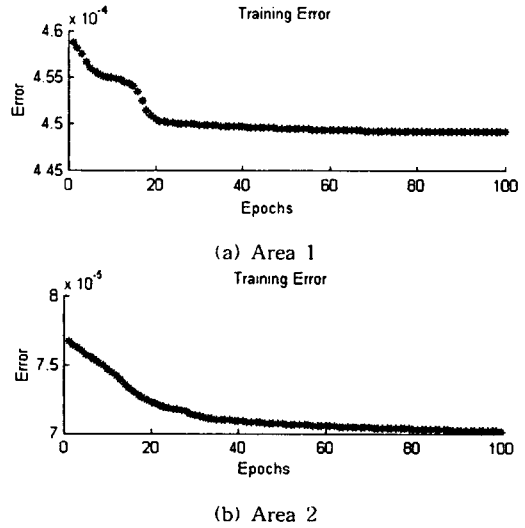


Fig. 6 Training error for adaptive neuro-fuzzy inference system

Table 2. Tuned premise parameters

	Area 1 (e)			Area 1 (Δe)		
	a	b	c	a	b	c
N	0.5345	2.4940	-0.9838	0.5833	2.5000	-0.9229
Z	0.4817	2.5080	0.0125	0.4878	2.5130	0.0158
P	0.5151	2.4910	1.0170	0.5286	2.4950	1.0090

	Area 2 (e)			Area 2 (Δe)		
	a	b	c	a	b	c
N	0.5524	2.4960	-0.9666	0.5434	2.4860	-1.0070
Z	0.5056	2.4930	-0.0277	0.4829	2.5250	0.0027
P	0.5052	2.4990	1.0040	0.5426	2.4820	1.0320

Table 3. Tuned consequent parameters

	Area 1			Area 2		
	α	β	γ	α	β	γ
1	-0.0263	0.0484	-0.1585	-0.0164	0.0361	-0.0272
2	-0.0084	0.1652	-0.3110	0.1243	0.6790	-0.3522
3	0.1462	0.0419	-0.0404	0.1737	0.4063	-0.3154
4	-0.0827	0.1888	-0.2280	-0.1296	-0.1467	-0.1908
5	-0.0015	-0.0618	0.0017	-0.0003	0.0131	-0.0073
6	0.0419	0.0300	0.1969	0.0346	-0.0036	0.2109
7	-0.0280	0.0193	0.1246	-0.0362	0.1538	0.4684
8	-0.0327	-0.0267	0.7898	-0.0685	0.0811	0.7041
9	0.0957	0.1408	0.8479	0.0170	-0.0161	0.9897

회의 학습을 하였다. 표 2와 표3은 1지역과 2지역 계통에 대한 각 적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기

의 동조된 전전부 및 후전부 파라미터이다.

그림 7의 (a)는 1지역의 주파수 응답특성을 나타내고 있다. 주파수 최대 편차량을 비교해 보면 ZN PID 기법은 $-7.78 \times 10^{-3}[\text{Hz}]$, 제안된 제어기법은 $-5.22 \times 10^{-3}[\text{Hz}]$ 이다. 즉 제안된 제어기법이 33%정도 감소시켰다. 또한 정정시간을 비교해 보면 제안된 제어기법의 정정시간이 빠른 수렴특성

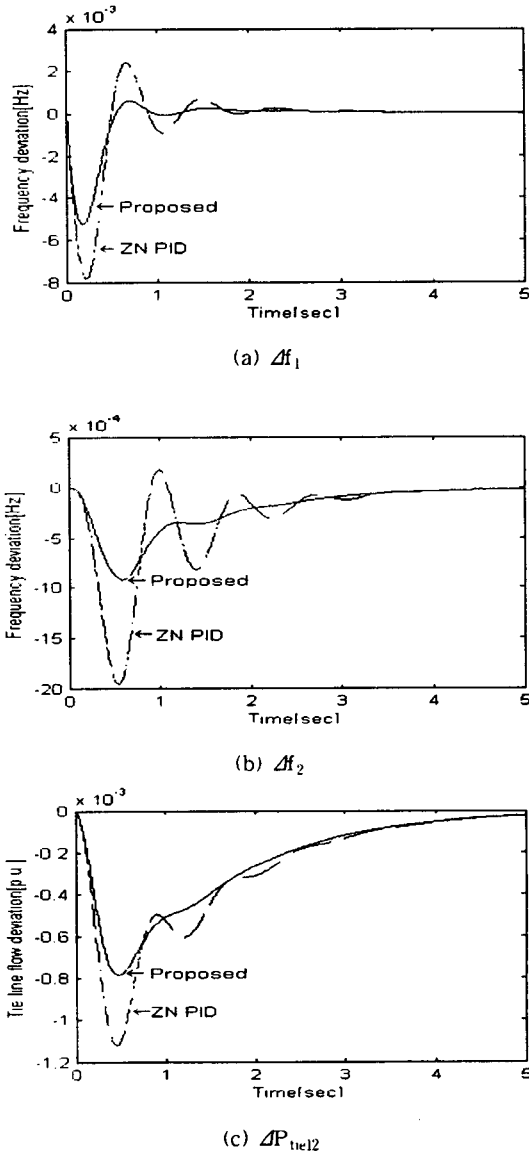


Fig. 7 Dynamic responses of power system by adaptive neuro-fuzzy inference system precompensator and ZN PID controller

을 나타내었다. 그림 7의 (b)는 2지역의 주파수 편차량의 응답특성을 나타내고 있으며, 그림 7의 (c)는 연계선 조류 편차량의 응답특성을 나타내고 있다. 역시 제안된 제어기법이 주파수 최대 편차량 및 연계선 조류의 최대 편차량을 현저히 감소시켰고, 정정시간도 감소시켰다.

4.2 적용 예 2

적용 예 2는 부하의란을 다양하게 변화시켰을

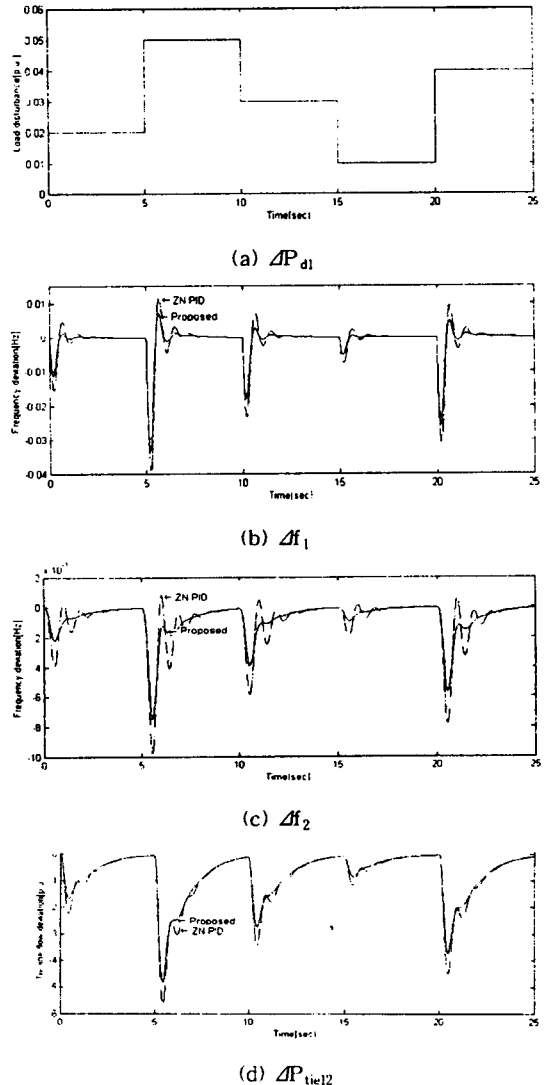


Fig. 8 Dynamic responses of power system by adaptive neuro-fuzzy inference system precompensator and ZN PID controller

때로 하였으며 제안한 적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기의 속응성과 강인성을 고찰하였다. 그림 8의 (a)는 시간 변화에 따른 1지역의 부하외란을 나타내고 있다. 이것은 1지역에 대하여 25초 동안에 5번의 다양한 부하 변화가 발생하였을 때로 한 것이다. 모델 계통의 동특성 응답은 그림 8의 (b)~(d)와 같으며, 제안된 제어기법의 우수함을 알 수 있었다.

5. 결 론

본 논문에서는 2지역으로 연계된 전력계통의 주파수 및 연계선 조류 편차량을 허용치 이내로 수렴시키기 위해 적응 뉴로 퍼지추론 시스템 보상기를 제안하였다. 주요 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 퍼지 시스템의 언어적이고 논리적인 추론 능력과 신경망의 학습능력을 결합한 적응 뉴로 퍼지추론 시스템을 사용함으로써 불확실한 모델링 문제로 인한 성능을 개선하여 2지역 전력계통의 부하주파수 제어에 적합함을 보였다.

둘째, 적응 뉴로 퍼지추론 시스템은 PID 제어기의 자동동조를 위해 기준점 변경방식을 사용하였으며, 이 방식은 현재 전력계통에 사용중인 PID 제어 시스템에 매우 간단히 설치될 수 있는 제어구조를 가지고 있음을 보였다.

셋째, 2가지 경우의 적용사례를 통하여 작은 부하외란과 비교적 큰 외란이 발생하였을 경우 제안한 제어기법을 이용한 방식은 종래의 ZN PID 제어기법보다 주파수 최대 편차량 및 연계선 조류 최대 편차량을 경감시킬 수 있었고 정정시간을 감소시킬 수 있었다.

참고문헌

1. C. E. Fosha and 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.
2. O. I. Elgerd and 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.
3. P. Kundur, Power System Stability and Control, McGraw-Hill, Inc., pp. 581~626, 1993.
4. F. Beaufays, Y. A-M and B. Widrow, "Application of Neural Networks to Load-Frequency Control in Power Systems", Neural Networks, Vol. 7, No. 1, pp. 183~194, 1994.
5. A. M. Stankovic, G. Tadmor and T. A. Sakharuk, "On Robust Control Analysis and Design for Load Frequency Regulation", IEEE Trans. Power Syst., Vol. 13, No. 2, pp. 449~455, 1998.
6. H. Saadat, "Power System Analysis", McGraw-Hill, Inc., pp. 527~585, 1999.
7. H. H. Chung, J. T. Lee, S. M. Joo, S. H. Kim and M. K. Chung, "Application of Fuzzy PID Controller for Stabilization of Power System", 1999 IEEE International Fuzzy System Conference, pp. 1729~1733, 1999.
8. J.-S. R. Jang, "ANFIS : Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", IEEE Trans. Syst. Cyber., Vol. 23, No. 3, pp. 665~685, 1993.
9. J.-S. R. Jang and C.-T. Sun, "Neuro-Fuzzy Modeling and Control", IEEE Proceedings, Vol. 83, No. 3, pp. 378~406, 1995.
10. N. Gulley and J.-S. R. Jang, Fuzzy Logic Toolbox for Use with MATLAB, The MathWorks, Inc., 1995.
11. J. W. Hines, MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering, John Wiley & Sons, Inc., 1997.
12. J. H. Kim, K. C. Kim and E. K. P. Chong, "Fuzzy Precompensated PID Controllers", IEEE Trans. Cont. Syst. Tech., Vol. 2, No. 4, pp. 406~411, 1994.
13. H. J. Cho, K. B. Cho and B-H. Wang, "Fuzzy-PID Hybrid Control : Automatic Rule Generation Using Genetic Algorithms", Fuzzy Sets and Systems 92, pp. 305~316, 1997.
14. S. G. Tzafestas and N. P. Papanikolopoulos, "Incremental Fuzzy Expert PID Control", IEEE Trans. Industrial Electronics, Vol. 37, No. 5, 1990.

15. R. Babuska and P. Horacek, "Laboratory Evaluation of Fuzzy Controllers", Preprints of the IFAC/IFIC/IMACS Internat. Symp. on Artificial Intelligence in Real-Time Control, Delft, pp. 263~268, 1992.
16. S.-Z. He, S. Tan and F.-L. Xu, "Fuzzy Self-Tuning of PID Controllers", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 24, pp. 37~46, 1993.
17. T. Hägglund and K. J. Åström, "Automatic Tuning of PID Controllers Based on Dominant Pole Design", Proc. IFAC Workshop on Adaptive Control of Chemical Processes, Frankfurt, 1985.
18. C. C. Hang, K. J. Åström and W. K. Ho, "Refinements of the Ziegler-Nichols Tuning Formula", IEE Proc.-D, Vol, 138, No. 2, pp. 111~118, 1991.

자 자 소 개



정형환 (鄭亨煥)

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



정문규 (鄭文圭)

1971년 11월 16일생. 1998년 동아대학교 전기공학과 졸업. 2000년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정.



한길만 (韓吉萬)

1972년 7월 3일생. 1999년 동아대학교 전기공학과 졸업. 현재 동 대학원 전기공학과 석사과정.