

신경회로망을 이용한 전력계통의 부하주파수제어에 관한 연구

주 수 원^{*}, 윤 정 태^{*}, 김 상 효^{*}, 정 형 환^{*}, 이 동 철^{**}
 * 동아대학교 ** 부산공업대학교

Study on the Load Frequency Control of Power System Using Neural Networks.

S.W. Joo^{*}, J.T. Yoon^{*}, S.H. Kim^{*}, H.H. Chong^{*}, D.C. Lee^{**}
 * Dong - A Univ. ** Pusan Univ. of Technology.

Abstract

This paper presents neural network control techniques for load frequency control of two area power system. Using learning algorithm of error back propagation after learning accept input on the optimal control e_i , e_i , and u_i , frequency characteristic and tie-line load flow characteristic investigated dynamic. From result simulation, frequency deviation and tie-line load flow deviation have reduction remarkable.

I. 서론

전력계통의 부하 주파수 제어는 계통운용 및 제어에 있어서 주요한 과제중의 하나이다. 항상 발생하는 부하 변동에 대해서 각 지역 내의 주파수 및 연계선 조류 변화를 허용치 내로 수렴시키기 위하여 계통내에 있는 조정용 발전소의 유동성이나 출력을 조정한다. 전력계통에서 기본적으로 요구되는 사항은 발전 출력량과 그 품질에 대한 소비자의 요구를 지속적으로 만족시켜야 한다는 것이다 [1, 2]. 따라서, 전기 에너지의 품질을 나타내는 최도인 전압 및 주파수를 허용범위내로 수렴시키는 문제에 대해서 많은 연구가 진행되어져 왔다. 최근 신뢰성이 높고 고품질의 전기에너지 수요의 급격한 증대와 함께 계통간의 연계가 강화되어 전력계통규모도 광대해지고 복잡해짐에 따라 전력계통의 주파수 제어는 고도의 제어기법을 요구하게 되었다 [3]. 전력계통은 각 지역간의 연계선 및 발전 전력 증가율 등의 강한 비선형성으로 인해 계통의 해석 및 제어기 설계가 매우 어려운 실정이다. 따라서, 본 논문에서는 자기조직화적 기법의 일종인 신경회로망을 이용하여, 최적제어의 축약인 오차와 오차변화량을 입력으로 하는 신경회로망 제어기를 구성하여 오차 최소화 학습법 중의 하나인 오차 역전파(Error Back-Propagation)을 이용하여 시스템은 학습하고, 학습시간을 단축하여 실질적인 선시간 제어가 가능한 수 있도록 하기 위하여 모멘트(Moment) 학습법을 사용하여 비선형 전력계통의 부하주파수 제어에 적용하고자 한다.

II. Model 계통

1. 계통방정식

다수의 제어지역이 연계선으로 상호연계된 전력계통에 대한 효율적인 주파수 제어 대책을 강화하기 위하여 2 제어지역의 모델 계통을 주로 사용한다. 이 문제는 C. E. Posha 등이 9개 계로 선형모델화한 2 제어지역을 갖는 계통을 대상으로 연구한 이래 다지역 전력계통의 부하주파수 제어를 위한 연구에 이 모델을 많이 이용하고 있다 [4-5]. 본 논문에서는 그림 1과 같은 비선형 2지역 전력계통의 모델을 사용한다. 그림 1은 2개의 지역으로 분할될 수 있는데 i지역 계통은 식(2-1) ~ 식(2-6)과 같이 미분방정식으로 표현될 수 있다.

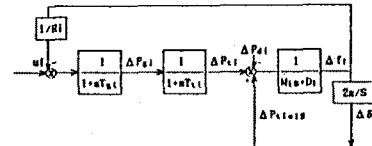


Fig. 1. Block-diagram of Power System

$$\frac{d}{dt} \Delta \delta_i = 2\pi \cdot \Delta f_i \quad (2-1)$$

$$\frac{d}{dt} \Delta f_i = \frac{1}{M_i} (-D_i \cdot \Delta f_i + \Delta P_{ti} - \Delta P_{tiej} - \Delta P_{di}) \quad (2-2)$$

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{ti} = \frac{1}{T_{ti}} (-\Delta P_{ti} + \Delta P_{gi}) \quad (2-3)$$

$$\frac{d}{dt} \Delta P_{gi} = \frac{1}{T_{gi}} (-\frac{1}{R_i} \Delta f_i - \Delta P_{gi} + u_i) \quad (2-4)$$

$$\Delta \delta_{ij} = \Delta \delta_i - \Delta \delta_j \quad (2-5)$$

$$\Delta P_{tiej} = P_{tiej} (\sin(\delta_i^* + \Delta \delta_i) - \sin \delta_j^*) \quad (2-6)$$

III. 최적제어

그림 1의 모델계통은 식(3-1)과 같은 선형 시스템의 상태 미분 방정식으로 표현할 수 있다.

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (3-1)$$

여기서 식(3-1)을 최적제어하기 위한 목적함수를 식(3-2)로 두다 [1-2, 6].

$$J = \frac{1}{2} \int (x^T Q x + u^T R u) dt \quad (3-2)$$

단, Q : 준정정 대칭행렬 (상태가증행렬) ($n \times n$)

R : 정정 대칭행렬 (제어가증행렬) ($m \times m$)

이때, 식(3-2)를 최소화하는 최적제어 위해 u 는 식(3-3)과 같이 주어진다.

$$u = -Kx \quad (3-3)$$

$$K = R^{-1} B^T P \quad (3-4)$$

P 는 식(3-4)을 만족하는 정상 Riccati 방정식의 해는 식(3-5)이다.

$$PA + A^T P - PBR^{-1}B^T P + Q = 0 \quad (3-5)$$

IV. 신경회로망 제어기법

1. 신경회로망 구조와 학습

신경회로망을 공학에 응용하기 위하여 신경모델을 구성한다. 이 모델의 특징은 여러가지 주위환경에 적응할 수 있는 학습을 통하여 스스로 지능을 축적 하며 다수의 뉴런들에 의하여 병렬 분산처리(Parallel Distributed Processing)를 수행할 수 있는 인공적인 신경회로망 모델이다. 인공 신경 회로망은 뉴런(Neuron)이라고 불리는 간단한 프로세싱(Processing Element : PE)들의 다양한 집합으로 구성된다 [7-8].

각 뉴런들은 다른 뉴런들의 출력에 가중치를 곱하고, 이들의 합이 활성화함수(Activation Function)를 지나면서 다른 뉴런의 입력값으로 이용된다.

$$y = f(x), \quad x = \sum_i W_{ik}x_i \quad (4-1)$$

각 뉴런의 출력치 y 는 식(4-1)과 같이 나타낼 수 있으며, 여기서 각 가중치 W_{ik} 와 입력치 x_i 의 총합 x 가 인어지 활성화함수 f 에 의해 변형된 후 출력된다.

활성화함수는 맥컬로-피츠(McCulloch-Pitts)모형, 시그모이드 함수(Sigmoid Function), 그리고 하이퍼탄젠트(Hyperbolic Tangent)등의 여러 종류가 사용되고 있다.

본 논문에서 사용한 중간층 출력함수는 인증의 시그모이드 함수로써, 출력 $[-1, 1]$ 의 범위내에서 비례 가능한 단조증가의 Hyperbolic Tangent 함수로 표현되는 특징이 있다.

$$f(x)' = \frac{(1 - \exp(-x))}{(1 + \exp(-x))} \quad (4-2)$$

$$f'(x) = f(x) \cdot (1 - f(x)) \quad (4-3)$$

2. 오차 역전파 학습(Back-Propagation Learning)

퍼셉트론 학습에 의한 다중신경회로망의 중간층 학습은 불가능하다. 그러나 다중 신경회로망의 중간층에서 구해지는 뉴런의 특성은 입력 신호 폐턴뿐만 아니라 학습과정의 출력 신호의 영향도 받게 된다.

1986년 Rumelhart은 출력층에서의 오차를 이용하여 중간층의 뉴런특성을 바꾸는 역전파 학습 알고리즘을 제안하였다.

이 학습 방법은 구성하기가 용이하며, 학습계수의 설정에 따른 수렴성도 우수하기 때문에 신경회로망을 이용한 제어 시스템의 구현에 많이 이용되고 있다.

다중신경회로망의 각 뉴런이 그려 2와 같이 구성되었을 경우에 신경회로망은 뉴런 i 의 출력 I_i 와, 가중치(결합계수) W_{ij} 를 곱한 다음 그 값들의 전체합을 뉴런 j 의 입력으로 하고 그 출력을 규격화하는 함수 f 에 의해 뉴런 j 의 출력 O_j 가 결정되는 수식은 (4-4)와 같은 모델이다.

$$u_j = f(\sum_i W_{ij} \cdot I_i) \quad (4-4)$$

$$H_j = f(u_j)$$

여기서, 중간층 뉴런 j 의 출력을 H_j , 출력층 뉴런 k 의 출력을 O_k , 그리고 중간층 뉴런 j 와 출력층 k 의 결합계수를 W_{jk} 로 한다.

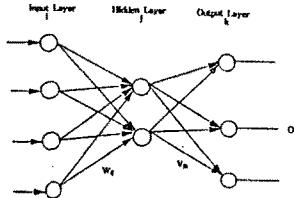


Fig. 2. Three Layered Neural Network Structure

활성화함수 f 로서의 출력이 $[-1, 1]$ 의 범위내에서 단조증가하는 식(4-2)과 같은 함수를 이용하였다. 이와 같은 경우 학습의 목표는 출력층에 있어서의 출력과 교사신호 사이의 오차를 $\delta_k = (T_k - O_k)$ 로 두고 그 자승오차 E_p 를 최소화 시킨다. 이 때 E_p 를 최소화시키는 수식은 식(4-5)과 같고, 오차 δ^k 는 식(4-6)과 같다.

$$E_p = \sum_k \frac{(T_k - O_k)^2}{2} \quad (4-5)$$

$$\frac{\delta E_p}{\delta O_k} = -(T_k - O_k) = -\delta^k \quad (4-6)$$

그래서, 출력층 뉴런 k 의 내부 포텐셜 $S_k (= \sum_i W_{ik} \cdot H_i)$ 을 변환하면 그 출력은 $O_k = f(S_k)$ 로 되고, 결합계수 W_{jk} 의 미소변화에 대한 출력 O_k 의 영향 $\frac{\delta O_k}{\delta W_{jk}}$ 는 식(4-3)으로 부터 식(4-7)과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\delta O_k}{\delta W_{jk}} &= \frac{\delta O_k}{\delta S_k} \cdot \frac{\delta S_k}{\delta W_{jk}} \\ &= f'(S_k) \cdot H_j \\ &= \eta_1 \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \end{aligned} \quad (4-7)$$

여기서, η_1 은 정수이다. 따라서 결합계수 W_{jk} 의 자승오차 E_p 에 영향 $\frac{\delta E_p}{\delta W_{jk}}$ 는 식(4-5)과 식(4-7)으로부터 식(4-8)과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\delta E_p}{\delta W_{jk}} &= \frac{\delta E_p}{\delta O_k} \cdot \frac{\delta O_k}{\delta W_{jk}} \\ &= -\eta_1 \cdot \delta^k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \end{aligned} \quad (4-8)$$

자승오차 E_p 를 감소시키기 위한 기중치의 변화량 ΔW_{jk} 은 최급강하법(Steepest Descent Method)을 사용하면 식(4-9)과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{jk} &= -\alpha_2 \cdot \frac{\delta E_p}{\delta W_{jk}} \\ &= \alpha_2 \cdot \eta_1 \cdot \delta^k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \\ &= \eta_2 \cdot \delta^k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \end{aligned} \quad (4-9)$$

여기서, η_2 는 정수이다. 또, 이 경우의 오차 δ_k 는 식(4-10)과 같다.

$$\begin{aligned} \delta_k &= -\frac{\delta E_p}{\delta S_k} = -\frac{\delta E_p}{\delta O_k} \cdot \frac{\delta O_k}{\delta S_k} \\ &= \delta^k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \end{aligned} \quad (4-10)$$

식(4-10)을 사용하면 식(4-9)은 식(4-11)과 같다.

$$\Delta W_{jk} = \eta_2 \cdot \delta_k \cdot H_j \quad (4-11)$$

입력층과 중간층 사이의 결합계수 W_{ki} 의 변화량 ΔW_{ki} 도 같은 방법으로 정의할 수 있다.

즉, 우선 중간층 뉴런 j 의 내부 포텐셜 $u_j (= \sum_i W_{ij} \cdot I_i)$ 로 하면 그 출력 H_j 는 $H_j = f(u_j)$ 로 나타낼 수 있고, 결합계수 W_{kj} 의 미소변화에 대한 자승오차 E_p 에 영향을 식(4-12)과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\delta E_p}{\delta W_{kj}} &= \left(\frac{\delta E_p}{\delta S_k} \cdot \frac{\delta S_k}{\delta H_j} \right) \cdot \frac{\delta H_j}{\delta u_j} \cdot \frac{\delta u_j}{\delta W_{kj}} \\ &= \sum_i (-\delta_k) \cdot W_{kj} \cdot \{f'(u_j) \cdot I_i\} \\ &= -\sum_i \delta_k \cdot W_{kj} \cdot H_j \cdot (1 - H_j) \cdot I_i \end{aligned} \quad (4-12)$$

따라서, 식(4-11)과 같이 중간층 뉴런 j 의 오차를 σ_j 로 두면 식(4-12)은 식(4-13)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\delta E_p}{\delta W_{kj}} = -\sigma_j \cdot I_i \quad (4-13)$$

$$\text{단, } \sigma_j = -\frac{\delta E_p}{\delta u_j} = \sum_i \delta_k \cdot W_{kj} \cdot H_j \cdot (1 - H_j)$$

따라서, 결합계수의 변화량 ΔW_{kj} 는 식(4-13)으로부터 식(4-14)과 같이 나타낼 수 있게 된다.

$$\Delta W_{kj} = -\eta_3 \cdot \frac{\delta E_p}{\delta W_{kj}} = \eta_3 \cdot \sigma_j \cdot I_i \quad (4-14)$$

단, η_3 은 정수이다.

본 논문에서는 학습시간을 단축하여 신진적인 실시간제어가 가능할 수 있도록 하기 위하여 모멘트법을 사용하였다.

모멘트법은 임의의 시간 $t-1$ 에서 출력층에 의한 오차의 변화량에 적절한 비율(모멘트)을 곱하여, 시간 t 에서의 변화량에 더하여 줌으로써 학습시간을 단축하는 효과를 가져오며, 또한 수정 모멘트법과 비교하여 그 특성이 뛰어지지 않고 응용이 훨씬 간편한 장점을 지닌다. 중간층과 출력층 사이의 가중치의 변화량은 식(4-15)과 같다.

$$\Delta W_{jk}(t) = \eta_2 \cdot \delta_k \cdot H_j + m \cdot \Delta W_{jk}(t-1) \quad (4-15)$$

또, 입력층과 중간층 사이의 가중치의 변화량은 식(4-16)과 같이 구해진다.

$$\Delta W_{ki}(t) = \eta_3 \cdot \sigma_i \cdot I_i + m \cdot \Delta W_{ki}(t-1) \quad (4-16)$$

여기서, $\Delta W(t-1)$ 은 전회의 가중치 변화량이고, $\Delta W(t)$ 는 현재의 가중치 변화량이고, m 은 모멘트 계수이다.

식(4-15)과 식(4-16)에서 죄민의 방정식에서 앞 부분에 해당하는 현재의 오차 변화량과 뒷 부분에 해당하는 모멘트항의 부호가 다르면 현재의 가중치의 변화량 $\Delta W(t)$ 는 작은 값으로 되기 때문에 모멘트항은 오차에서의 변화량에 의한 오비슈트를 억제하는 동작도 한다.

3. 전력계통에의 적용

본 연구에서 사용한 신경회로망 제어기는 최적제어의 입력력인 각 지역의 제어입력량 u_i 와 오차 e_i 및 오차변화률 e'_i 을 신경회로망 학습 알고리즘에 따라 학습을 시키고, 전력계통의 신경회로망 제어기의 입력으로 사용한다. [9-11]

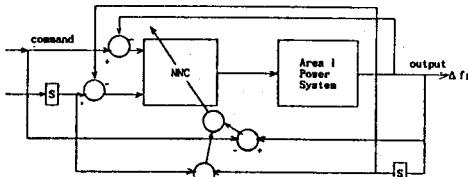


Fig. 3. Block diagram of Area i Power System Control by Neural Network contrpl.

V. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 연구에서는 시스템의 오차와 오차의 변화량을 위하여 하는 신경회로망 제어기를 구성하며, 전력계통 부하주파수 제어에 적용하였다. 이 제어기는 오차 최소화 학습법 중의 하나인 오차역전파 학습 알고리즘을 이용하여 시스템을 학습하게 된다. 또한, 학습 시간을 단축하여 신질적인 실시간 제어기 가능할 수 있도록 하기 위하여 모멘트법을 사용하였다. 부하변동은 $\Delta P_{di} = 0.01 [\mu\text{MW}]$ 의 지속적인 부하변동으로 한다.

그림4는 최적제어의 응답특성인 오차와 오차변화량을 입력으로 하는 테이터에 의해 2개의 신경회로망 제어기, 즉 제1지역용 NNC₁ 및 제 2지역용 NNC₂가 학습하고 있는 과정을 나타낸 것이다. 2개의 NNC가 학습하고 있음을 알 수 있다.

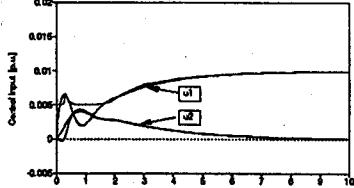


Fig. 4. Learning Pattern of NNC

그림5는 학습된 신경회로망 패턴을 플랜트에 접속했을 때의 동작 특성을 나타낸 것이다. 학습 후의 NNC는 시그모이드 함수의 기울기를 조정하면 정상상태 편차를 제거할 수 있다.

종래의 제어기법인 최적제어와 학습된 패턴을 신경회로망 입력신호로 받은 신경회로망 제어기의 비교에서 도달시간(Reaching Time : RT), 정정시간(Settling Time : ST)과 오비슈트(Overshoot : OS)의 비교 검토하였다. 이와같이 신경회로망 구성에 의한 부하 주파수제어 응답특성이 종래의 최적제어 응답특성보다 주파수 편차량 및 연계선 조류편차량을 현저히 경감 시켰을 뿐만 아니라 정정시간, 도달시간 등을 최소화 시킬 수 있었다.

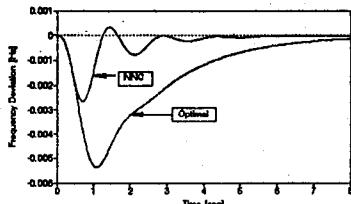
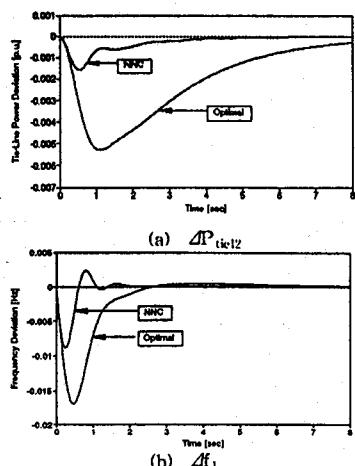


Fig. 5. Responsons of Power System with Neural Network Control

VI. 결론

본 논문에서는 2지역 전력계통의 부하주파수 제어를 위한 신경회로망 제어기법을 제안하였다.

자기조직화적 제어기의 일종인 신경회로망의 오차 최소화 학습 방법중의 하나인 오차역전파 학습 알고리즘을 이용하였으며, 입력 데이터로는 e_i , e'_i 및 u_i 를 받아 학습을 한 후 부하주파수 제어에 적용하여 주파수특성과 연계선 조류의 동특성을 검토하였다.

이상의 시뮬레이션 결과로 부터 종래의 최적제어보다 제안한 제어기법이 주파수 편차량 및 연계선 조류 편차량을 현저히 경감 시킬 수 있었을 뿐만 아니라 정정시간 및 도달시간도 최소화 시킬 수 있음을 확인하였다.

앞으로, 신경회로망에 의한 선형 및 비선형 시스템 제어의 적용에 있어서 초기 학습계수의 최적화, 안정성 문제등에 관한 연구가 따라야 할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- Olli I. Elgerd, Charles E. Fosha, "Optimum megawatt - frequency control of multiarea electric energy systems", IEEE Trans., on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-89, No. 4, pp. 556-553, 1970.
- Charles E. Fosha, Olli I. Elgerd, "The megawatt-frequency control problem : A new approach via optimal control theory", IEEE Trans., on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-80, No. 4, pp. 563-577, 1970.
- K. Venkateswaran, A. K. Mahalanabis, "Design on decentralized load - frequency regulators", Proc. IEE, Vol. 124, No. 9, pp. 817-821, 1977.
- Yao-nam Yu, "Electric Power system dynamic" Academic press, 1983.
- P. M. Anderson, A. A. Fouad, "Power system control and stability", The Iowa State University Press, 1977.
- Donald E. Kirk "Optimal Control Theory an Introduction" Prentice Hall, 1970.
- 박민용, 최학식, "뉴로 컴퓨터", 대영사, 1991.
- 김명원, 박승양, 이수영, 이종호, 전홍관, 정호선, 정홍, "알기 쉬운 긴장망 컴퓨터", 전자신문사, 1992.
- 이준탁, "자기조직화적 Fuzzy 제어기를 이용한 다지역 전력계통의 부하주파수제어", 최종보고서, 한국전력공사, 1993. 8.
- 小林武則, 森岡靖夫, 橫山明彦, "ニューラルネットワークを用いた非線形適應型発電機制御に関する基礎的検討", 電気論誌B, 114卷 9互, pp. 843-851, 1994.
- 정동일, "전력계통의 부하주파수제어를 위한 최적 퍼지제어기의 구조에 관한 연구", 동아대학교 박사학위논문, 1994.