

## 신경회로망 제어를 이용한 2지역 전력계통의 부하주파수제어에 관한 연구

정형관, 이준탁, 김상효, 주석민  
동아대학교 전기공학과

### Study on the Load Frequency of 2-Area Power System Using Neural Network Controller

H. H. Chong, J. T. Lee, S. H. Kim, S. M. Joo  
Dept. of Electrical Engineering Dong-A University

**Abstract** - This paper propose neural network which is one of self-organizing techniques. It is composed neural network controller as input signal is error and change of error which is optimal output, and is learned system by using a error back-propagation learning algorithm is one of error mimizing learning methods. In order to achieve practical real time control reduce on learning time, it is applied to load-frequency control of nonlinear power system with using a moment learning method. It is described in such a case considering constraints for a rate of increase generation-rate.

#### I. 서론

전력계통에서 기본적으로 요구되는 사항은 발전출력량과 그 품질에 대한 소비자의 욕구를 지속적으로 만족시켜야 한다. 따라서, 전기 에너지의 품질을 나타내는 척도인 전압 및 주파수를 허용범위내로 수립시키는 문제에 대해서 많은 연구가 진행되어져 왔다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 최적제어 출력의 오차와 오차변화량을 입력으로 하는 신경회로망 제어를 구성하였다. 오차 최소화 학습법으로는 오차 역전파(Error Back-Propagation) 학습알고리즘을 이용하여 시스템을 학습하고, 학습시간을 단축하여 실질적인 실시간 제어가 가능할 수 있도록 하기 위하여 모멘트(Moment) 학습법을 사용하였다. 이를 전력계통의 부하주파수제어에 적용하여 기존 최적제어와 응답특성을 비교하였다. 또한 발전량 증가분에 대한 제약을 둔 경우에 있어서도 제한한 제어가 우수함을 고찰하였다.

#### II. 모델 계통방정식

부하주파수제어 모델은 계통의 편성, 부하주파수특성, 계통간의 동기화력을 기초로하여 정식화 하는 방법으로 본 논문에서는 그림1과 같은 Elgerd씨의 2지역 계통의 모델을 적용하고 1, 2지역의 계통 파라미터들은 각각 동일한 특성을 가지는 것으로 한다.

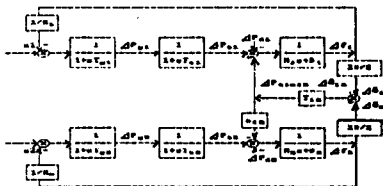


Fig. 1. Block - diagram for LFC of nonlinear 2-area power system

#### III. 최적제어

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

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

단,  $x$  : 상태 vector ( $n \times 1$ )

$u$  : 제어 vector ( $m \times 1$ )

$A$  : 상태 계수 행렬 ( $n \times n$ )

$B$  : 제어 계수 행렬 ( $n \times m$ )

여기서 식(3-1)을 최적제어하기 위한 목적함수를 식(3-2)로 둔다.

$$J = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} (x^T Q x + u^T R u) dt \quad (3-2)$$

단,  $Q$  : 상태가중행렬 ( $n \times n$ )

$R$  : 제어가중행렬 ( $m \times m$ )

이때, 식(3-2)를 최소화하는 최적제어 입력  $u$ 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. 오차역전파학습

퍼셉트론 학습에 의한 다층신경회로망의 중간층 학습은 불가능하다. 그러나 다층 신경회로망의 중간층에서 구해지는 뉴런의 특성은 입력 신호 패턴뿐만 아니라 학습과정의 출력 신호의 영향도 받게 된다.

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

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

다층신경회로망의 각 뉴런이 그림 2와 같이 구성되었을 경우 이 신경회로망은 뉴런  $i$ 의 출력  $I_i$ 와, 가중치(결합계수)

$W_{ij}$ 를 곱한 다음 그 값들의 전체집합 뉴런  $j$ 의 입력으로 하고 그 출력을 규격화하는 함수  $f$ 에 의해 뉴런  $j$ 의 출력  $H_j$ 가 결정되는 수식은 (4-1)과 같은 모델이다.

$$u_j = f \left( \sum_i W_{ij} \cdot I_i \right) \quad (4-1)$$

$$H_j = f(u_j)$$

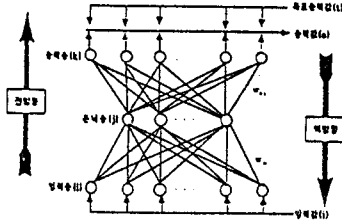


Fig. 2. Multilayer Layered Neural Network Structure

활성함수  $f$ 로서의 출력이  $[-1, 1]$ 의 범위내에서 단조 증가하는 함수를 이용하였다. 이와 같은 경우 학습의 목표는 출력층에 있어서의 출력과 교사신호 사이의 오차를  $\delta_k (= T - O_k)$ 로 두고 자승오차  $E_p$ 를 최소화 시킨다. 이때  $E_p$ 를 최소화 시키는 수식은 식(4-2)와 같고 오차  $\delta^k$ 는 식(4-3)과 같다.

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

$$\frac{\delta E_p}{\delta O_k} = -(T_k - O_k) = -\delta^k \quad (4-3)$$

그래서, 출력층 뉴런  $k$ 의 내부 포텐셜  $S_k (= \sum W_{jk} \cdot H_j)$ 를 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(4-4)와 같이 표현될 수 있다.

$$\frac{\delta O_k}{\delta W_{jk}} = \frac{\delta O_k}{\delta S_k} \cdot \frac{\delta S_k}{\delta W_{jk}} = f'(S_k) \cdot H_j \quad (4-4)$$

$$= \eta_1 \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j$$

여기서,  $\eta_1$ 는 정수이다. 따라서 결합계수  $W_{jk}$ 의 자승오차  $E_p$ 에의 영향  $\frac{\delta E_p}{\delta W_{jk}}$ 는 식(4-2)와 식(4-4)로부터 식(4-5)와 같이 된다.

$$\frac{\delta E_p}{\delta W_{jk}} = \frac{\delta E_p}{\delta O_k} \cdot \frac{\delta O_k}{\delta W_{jk}} = -\eta_1 \cdot \delta^k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \quad (4-5)$$

자승오차  $E_p$ 를 감소시키기 위한 가중치의 변화량  $\Delta W_{jk}$ 는 최급강하법(Steepest Descent Method)을 사용하면 식(4-6)과 같다.

$$\Delta W_{jk} = -a_2 \frac{\delta E_p}{\delta W_{jk}} = a_2 \cdot \eta_1 \cdot \delta^k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j \quad (4-6)$$

$$= \eta_2 \cdot \delta^k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot H_j$$

여기서,  $\eta_2$ 는 정수이다. 또, 이 경우의 오차  $\delta^k$ 는 식(4-7)과 같다.

$$\delta^k = \frac{\delta E_p}{\delta S_k} = -\frac{\delta E_p}{\delta O_k} \cdot \frac{\delta O_k}{\delta S_k} = \delta^k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \quad (4-7)$$

식(4-7)을 사용하면 식(4-6)은 식(4-8)과 같이 된다.

$$\Delta W_{jk} = \eta_2 \cdot \delta^k \cdot H_j \quad (4-8)$$

입력층과 중간층 사이의 결합계수  $W_{ij}$ 의 변화량  $\Delta W_{ij}$ 도 같은 방법으로 정의할 수 있다. 즉, 우선 중간층 뉴런  $j$ 의 내부 포텐셜  $u_j (= \sum W_{ij} \cdot I_i)$ 로 하면 그 출력  $H_j$ 는

$H_j = f(u_j)$ 로 나타낼 수 있고, 결합계수  $W_{ij}$ 의 미소 변화에 대한 자승오차  $E_p$ 에의 영향은 식(4-9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\delta E_p}{\delta W_{ij}} &= \left( \frac{\delta E_p}{\delta S_k} \cdot \frac{\delta S_k}{\delta H_j} \right) \cdot \frac{\delta H_j}{\delta u_j} \cdot \frac{\delta u_j}{\delta W_{ij}} \\ &= \sum (-\delta_k \cdot W_{ki}) \cdot f'(u_j) \cdot I_i \\ &= -\sum \delta_k \cdot W_{ki} \cdot H_j \cdot (1 - H_j) \cdot I_i \end{aligned} \quad (4-9)$$

따라서, 식(4-7)과 같이 중간층 뉴런  $j$ 의 오차를  $\sigma_j$ 로 두면 식(4-9)은 식(4-10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\delta E_p}{\delta W_{ij}} = -\sigma_j \cdot I_i \quad (4-10)$$

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

따라서, 결합계수의 변화량  $\Delta W_{ij}$ 는 식(4-10)으로부터 식(4-11)과 같이 나타낼 수 있게 된다.

$$\Delta W_{ij} = -\eta_3 \cdot \frac{\delta E_p}{\delta W_{ij}} = \eta_3 \cdot \sigma_j \cdot I_i \quad (4-11)$$

단,  $\eta_3$ 은 정수이다.

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

중간층과 출력층 사이의 가중치의 변화량은 식(4-12)와 같다.

$$\Delta W_{jk}(t) = \eta_2 \cdot \delta_k \cdot H_j + m \cdot \Delta W_{jk}(t-1) \quad (4-12)$$

또, 입력층과 중간층사이의 가중치의 변화량은 식(4-13)과 같이 구해진다.

$$\Delta W_{ij}(t) = \eta_3 \cdot \sigma_j \cdot I_i + m \cdot W_{ij}(t-1) \quad (4-13)$$

## 2. 전력계통에의 적용

본 연구에서 사용한 신경회로망 제어기는 그림3과 같고, 최적제어의 입·출력인 각 지역의 제어입력량  $u_i$ 와 오차 및 오차변화율  $e_i$ 를 신경회로망 학습 알고리즘에 따라 학습을 시키고, 전력계통의 신경회로망 제어기의 입력으로 사용한다.

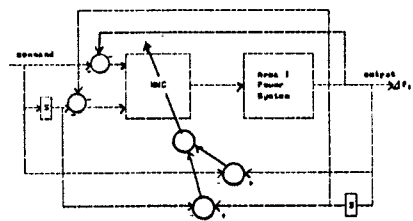


Fig. 3. Block diagram of Area i Power System Control by Neural Network control.

## V. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 연구에서는 시스템의 오차와 오차의 변화량을 입력으로 하는 신경회로망 제어기를 구성하고, 전력계통 부하주파수 제어에 적용하였다. 이 제어기는 오차 최소화 학습법 중의 하나인 오차역전파 학습 알고리즘을 이용하여 시스템을 학습하게 된다. 또한, 학습 시간을 단축하여 실질적인 실시간 제어가 가능할 수 있도록 하기 위하여 모멘트법을 사용하였다. 부하변동은  $\Delta P_{di} = 0.01$  [puMW]일때의 지속적인 부하변동으로 한다. 부하급변시에 연계선 조류, 주파수 등에 진동이 발생하고 또 상대적으로 조류발전소의 용량이 부족하게 되므로 2지역에, 대한 발전량 제한을 조속기에 제한기를 첨가 시키게

된다. 밸브의 개폐속도는 최대비로 제한기로 제한한다. 본 논문에서는분당 10%의 발전비로 제한한다.

$$g_{max} = 0.2/60.0 [p.uMW/s]$$

따라서 2지역에 대한 발전비는 대략 다음과 같이 제한된다.

$$|\Delta P_{gi}| \leq g_{max} = 0.1/60.0 [p.uMW/s]$$

따라서 제어조각량  $u_i$  의 크기가 제한치에 걸려 있는 조정용 발전소의 출력을 발전전력 증가를 제한에 따른 출력을 한다. 신경회로망 제어기가  $\pm \frac{0.1}{60} [p.uMW/s]$  이내로 되면

조정용 발전소의 출력변화는 발전전력 증가를 제한에 걸리지 않게 된다. 그림4는 최적제어의 발전량 증가분을 고려한 응답특성인 오차와 오차변화량을 입력으로 하는 테이터에 의해 2개의 신경회로망 제어기, 즉 제1 지역 및 제2 지역이 학습하고 있는 과정을 나타낸 것이다.

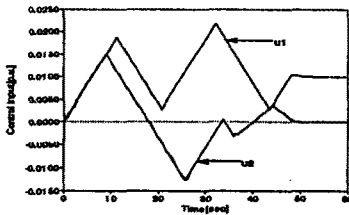
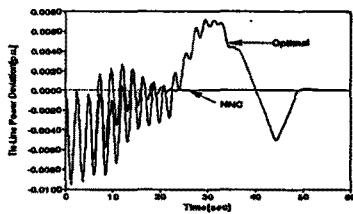
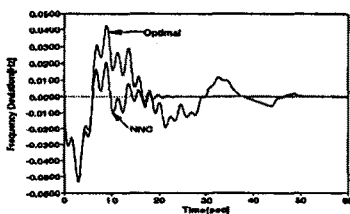


Fig. 4. Learning Pattern of NNC

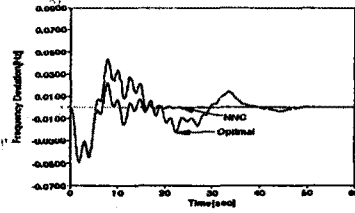
그림 5는 발전량 증가분을 고려한 학습된 신경회로망 패턴을 플린트에 접속했을때의 동작특성을 나타낸 것이다. 이와 같이 신경회로망 구조에 의한 발전량 증가분을 고려한 부하주파수 제어 응답특성과 종래의 최적제어의 비교에서 도달시간 (Reaching Time : RT), 정정시간(Settling Time : ST)과 오버슈트(Over Shoot : OS)를 비교 검토하였다. 이와 같이 신경회로망 구성에 의한 부하 주파수 제어 응답특성이 종래의 최적제어 응답특성보다 주파수 편차량 및 연계선 조류편차량을 현저히 경감 시켰을 뿐만 아니라 정정시간, 도달시간 등을 최소화 시킬 수 있었고 또한 외란의 증가에도 강인성을 보였다.



(a)  $\Delta P_{Use12}$



(b)  $\Delta f_1$



(c)  $\Delta f_2$

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

이상의 결과로 부터 최적제어인 경우 수렴 특성이 좋지 못함대 비해 제한한 신경회로망 제어는 과도시 응답특성 뿐만 아니라 수렴 특성에도 좋은 결과를 보였다.

## VI. 결론

본 논문에서는 2지역 전력계통의 부하주파수 제어를 위한 신경회로망 제어기법을 제안하였다. 자기조직화적 제어기의 일종인 신경회로망의 오차 최소화 학습 방법중의 하나인 오차역전파 학습 알고리즘을 이용하여 최적제어의  $e_1$ ,  $e_2$ ,  $u_1$ 를 입력데이터로 받아 학습을 한 후 부하주파수 제어에 적용하여 부하변동에 따른 주파수특성과 연계선 조류의 동특성을 검토하였다. 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 1) 종래와 TBC, 최적제어를 이용한 것보다 주파수 특성 및 연계선 조류의 특성인 정정시간 및 도달시간도 최소화 시킬수 있음을 확인하였다.
- 2) 시스템의 비선형성을 고찰하고, 강인성이 향상되었다.
- 3) 발전량 증가분에 대한 제어방식에서 과도한 부하변동에 대해서도 우수한 제어효과를 얻을 수 있다.

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

## 참고 문헌

1. Ollei 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. 556-563, 1970.
2. Charles E. Fosha, Ollei I. Elgerd, "The magawatt-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.
3. K. Venkateswarlu, A. K. Mahalanabis, "Design on decentralized load - frequency regulators", Proc. IEE, Vol. 124, No. 9, pp. 817-821, 1977.
4. M. A. Sherah, "Improved load - frequency self-Tuning regulator" INT. J. , control, Vol. 39, No. 1, pp.143-158, 1984.
5. Yao-nam Yu, "Electric Power system dynamic", Academic press, 1983.
6. Donald E. Kirk "Optimal Control Theory an Introduction" Prentice Hall, 1970.
7. 정형환 외2명, "자기조정 피지제어기에 의한 전력계통안정화에 관한연구", 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지, Vol. 5, No. 2, pp. 58-69, 1995.
8. 정형환 외4명, "최적 PID 제어기에 의한 2지역 전력계통의 부하주파수 제어 특성에 관한 연구", 전기학회논문지, Vol. 43, No. 5, pp. 703-710, 1994.