

신경 회로망을 이용한 증기 발생기의 폐 루프 시스템 규명

박종호*, 한후석**, 정길도***

Closed Loop System Identification of Steam Generator Using Neural Networks

Jong Ho Park*, Hoo Seuk Han**, and Kil To Chong***

ABSTRACT

The improvement of the water level control is important since it will prevent the steam generator trip so that improve the reliability and credibility of operating system. In this paper, the closed loop system identification is performed which can be used for the system monitoring and prediction of the system response. The model also can be used for the prediction control. Irving model is used as a steam generator model. The plant is an open loop unstable and non-minimum phase system. Fuzzy controller stabilize the system and the stable closed loop system is identified using neural networks. The obtained neural network model is validated using the untrained input and output. The results of computer simulation show the obtained Neural Network model represents the closed loop system well.

Key Words : Steam generator(증기 발생기), Fuzzy Controller(퍼지 제어기), Neural Network(신경 회로망), Closed Loop System Identification(폐 루프 시스템 규명)

1. 서론

원자력 발전소에서 기계 조작의 신뢰도와 안전도는 무엇보다도 중요한 사항이며, 이런 분야를 보다 발전시키기 위해 인공지능기법을 이용하여 인간과 기계를 조화시키는 방향으로 많은 노력을 기울이고 있다. 현재, 원자력 발전소에서 이용되고 있는 발전소 구성 요소의 진단법이나 제어방법들은 아직도 급성장하는 컴퓨터 산업이나 최신의 계측 제어 이론 등에 뒤떨어져 있으며 만족할 만한

상태에 이르지 못하고 있다. 그리고 인간과 기계의 조화를 강화시키려는 주 요점은 현존하는 진단법과 제어 장치 위에 지능 또는 지식을 접목시키는 것이라 할 수 있다.

원자력 발전소에서 발생하는 작업 중지(Trip)의 60%정도가 발전을 시작할 때와 낮은 전기 생산량 가동시 물 공급(Feedwater)과 그 부속 장치로부터 일어난다는 사실이 조사에 의해 밝혀졌다^{[1][2]}. 그리고 그 중 반 이상의 경우가 증기 발생기의 수위 제어와 직접 관계됨을 알 수 있었다. 따라서 증기 발생기의 수위를 적절히 조절하는 것은 매우 중요한 문제이다.

* 전북대학교 전자 공학과 제어 전공

** 전북대학교 의용 생체 공학과

*** 전북대학교 전자 정보 공학부 메카트로닉스 연구센터

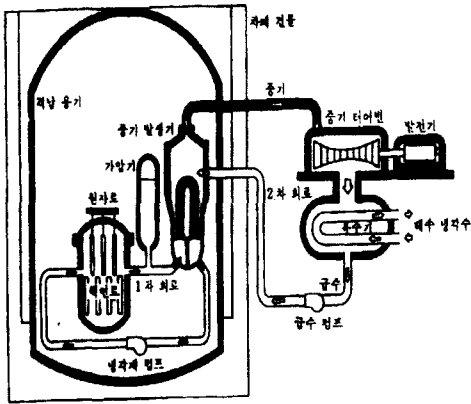


Fig. 1 Pressurized water reactor of nuclear power plant

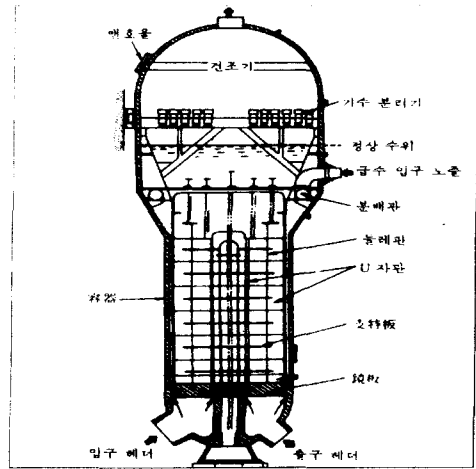


Fig. 2 Structure of a steam generator

그러나 증기 발생기의 수위 제어는 증기 발생기 고유의 열 수력학적 특성인 저 출력 영역의 수축/팽창(Shrink/Swell) 현상 때문에 매우 어렵다. 이러한 수축/팽창 현상은 증기 발생기를 제어 회로 상에서 하나의 플랜트로 취급할 때 플랜트 입력인 증기량, 급수 유량, 급수 온도, 1차측 냉각재 온도 및 기타 열 수력학적 인자 등이 복합적으로 작용하여 나타나는 현상이다. 다시 말해서, 하향 통로(Down-comer) 영역과 튜브(Tube) 및 상향 통로(Riser) 영역을 비교할 때 두 영역 사이에서는 밀도 차에 의한 구동력(Driving Force)이 존재하게 되며 고풍력으로 갈수록 이 힘이 커지게 되어 안정된 운전상태에 들어간다. 그러나 저 출력에서는 튜브 측의 증기율(Quality)이 줄기 때문에 밀도가 커지게 되며 이에 따라 두 영역 사이의 수두 차이가 적게 되어 Recirculation이 줄어들게 된다. 극단적인 경우에는 하향 통로 측과 튜브 지역(Region)측의 수두가 같아지게 되는 소위 Manometer상태가 되며, 이러한 경우 증기 발생기의 수위 제어는 통상적인 수위 반응을 보이지 않게 된다.

이와 같은 시스템 제어의 문제점들을 해결하기 위하여 본 논문에서는 우선적으로 퍼지(Fuzzy) 제어를 설계하여 안정된 폐 루프 시스템을 구현하였다. 그리고 예견 제어, 시스템 모니터링 및 시스템 운영의 보조장치로 사용할 수 있는 폐 루프 시스템 규명을 신경 회로망을 이용하여 구현하였다.

일반적으로 시스템 규명에 관한 연구의 노력은 대개 선형 시스템 모형을 이용하여 시스템을 규명하고 있다. 특별히 가정된 선형 시스템의 파라미터(parameter) 추정 방법을 많이 이용하고 있다. 수렴 성질을 갖는 파라미터 추정 알고리즘이 개발되었고, 그 성능이 우수함이 증명되었다^[3]. 그러나 화학 공정이나 발전소같이 비선형성이 크면서, 그 특성이 잘 알려지지 않은 시스템이 실제로 많이 존재하고 있다. 이러한 비선형 시스템을 선형 모델로 사용하여 시스템을 규명하는 것은 정확하지 못하므로 비선형 시스템에 대해 비선형 모형을 사용하는 것이 요구된다^[4].

비선형 시스템 규명에 있어서, 두 가지 중요한 문제에 대하여 연구가 보고되었다. 즉, 가정된 비선형 모형 구조의 재래식 파라미터 추정 방법과, 비선형 시스템의 구조를 규명하는 방법이다. 비록 비선형 모형 구조에 대해서 파라미터 추정 알고리즘의 수렴이 제한적이지만 최근에 성공적인 결과를 얻은 연구 결과가 나와 있다^[5]. 비선형 시스템의 구조 규명에 관한 최근 문헌 조사에서 선형 동특성과 비선형 출력 함수를 갖는 시스템의 구조 탐지에 대해서 고무적인 결과도 보고되었다^[6].

이러한 연구 방법의 결점은 많은 항의 형태를 조합해야 하고, 체계적인 절차가 부족한 점이다. 이러한 비선형 시스템 규명의 분야는 아직도 발전

된 어지가 많다. 따라서 본 논문에서는 최근에 여러 분야에서 이용되고 있는 신경 회로망을 이용하여 안정화된 증기 발생기의 폐 루프 시스템을 규명하였다.

2. 증기 발생기 모델

가압 경수로 증기 발생기의 모델들은 여러 종류가 있으나 본 연구에서는 E. Irving의 단순화된 전달 함수 모델을 사용하였다⁷⁾.

E. Irving 모델은 시스템의 입력으로 주 급수유량과 증기량 두 가지를 사용하며 모델의 계수는 출력 부하(Power)의 함수로 표현된다. 이 모델은 가압수형의 증기 발생기에 대해 원자로의 출력에서 증기량과 주 급수유량의 계단 변화에 따른 증기 발생기 수위의 응답 특성을 이용하여 주 급수유량과 증기량 그리고 수위에 대한 전달 함수로 증기 발생기를 모델링하였다. 그러나 E. Irving 모델은 증기 발생기의 입력 변수로서 1차측 냉각재 온도와 주 급수 온도 등이 포함되어 있지 않기 때문에 이러한 온도 요인에 의한 수위 변화를 고려하지 못하는 단점이 있다⁸⁾. E. Irving 모델의 수학적 모델은 다음과 같은 4차의 전달 함수로 표현된다.

$$Y(s) = \frac{G_1}{s} (q_u(s) - q_v(s)) - \frac{G_2(q_u(s) - q_v(s))}{1 + \tau_2 s} + \frac{G_3 s}{\tau_1^{-2} + 4\pi^2 T^{-2} + 2\tau_1^{-1} s + s^2} q_u(s), \quad (2.1)$$

여기서 q_u 와 q_v 는 시스템의 입력으로 주 급수유량과 증기량을 나타낸다. 식 (2.1)의 의미를 좀더 살펴보면 다음과 같다. 먼저 G_1/s 은 증기 발생기로 유입된 급수유량 및 증기량의 유출에 의한 증기 발생기 내의 질량 변화의 효과를 나타내며 1차측의 열제거능을 나타내는 항이다. 단, G_1 은 부하의 변동에 무관한 일정한 상수값으로 나타난다. 다음으로 $G_2/(1 + \tau_2 s)$ 은 열 수축 및 팽창의 열적 반대현상을 나타내는 항이다. 특히 G_2 와 τ_2 는 저출력으로 갈수록 큰 값으로 설정하여 수축과 팽창 현상이 저출력에서 크게 나타나게 하였다. 마지막으로 $G_3 s / (\tau_1^{-2} + 4\pi^2 T^{-2} + 2\tau_1^{-1} s + s^2)$ 은 증기

발생기 내부의 한쪽 Water Column의 수위 증가로 인한 연결된 다른 Column에 주는 기계적 진동 효과를 나타내는 항이다.

식 (2.1)에서 $G_2 - G_1 \tau_2 > 0$ 인 경우가 되면 양수인 영점(ZERO)이 존재하게 되어 비 최소 위상 특성(Non-Minimum Phase) 효과가 나타나게 된다. 표 1의 값들을 대입하게 되면 부하에 따라 나타나는 값들이 차이는 있으나 $G_2 - G_1 \tau_2 > 0$ 을 만족함을 알 수 있다. 이런 양수인 영점의 존재로 인하여 제어 이득을 크게 하면 전체 시스템 계통에 불안정성이 존재하게 되므로 가능한 제어 이득을 작게 해야 하며, 이것은 제어의 효율성을 감소하는 것을 의미한다. 표 1에서 10%, 20%, 70%, 80%의 값들은 E. Irving 논문에서 주어진 값들을 바탕으로 추론한 데이터 값들이다.

Table 1 Parameter values related to the various disturbance inputs

Power P/P _n (%)	5	10	15	20	30	50	70	80	100
q_v (kg/sec)	57.4	115.4	180.8	222.2	381.7	660.0	952.63	1118.92	1435
G_1	0.058	0.058	0.058	0.058	0.058	0.058	0.058	0.058	0.058
G_2	9.63	6.74	4.46	3.18	1.83	1.05	0.586	0.491	0.47
G_3	0.181	0.195	0.226	0.252	0.310	0.215	0.161	0.1383	0.105
τ_1	41.9	31.15	26.3	32.25	43.4	34.8	30.81	29.4	28.6
τ_2	48.4	34.29	21.5	14.21	4.5	3.6	3.5	3.47	3.4
T	119.6	92.77	60.5	43.6	17.7	14.2	12.6	12.15	11.7

식(2.1)은 다음의 식 (2.2)에서 식(2.5)으로 표현할 수 있다.

$$X_1(s) = \frac{G_1}{s} (q_u(s) - q_v(s)), \quad (2.2)$$

$$X_2(s) = -\frac{G_2}{1 + \tau_2 s} (q_u(s) - q_v(s)), \quad (2.3)$$

$$X_3(s) = \frac{G_3 s}{\tau_1^{-2} + 4\pi^2 T^{-2} + 2\tau_1^{-1} s + s^2} q_u(s), \quad (2.4)$$

$$Y(s) = X_1(s) + X_2(s) + X_3(s) \quad (2.5)$$

식(2.2)에서 식(2.5)을 컴퓨터 시뮬레이션을 위하여 다음과 같이 Z-전달함수로 변환시켰다. 여기서 z는 Z-변환 변수이며 h는 샘플 주기로 1.75sec로 설정했다.

$$X_1(z) = \frac{hG_1}{z-1} (q_u(z) - q_v(z)), \quad (2.6)$$

$$X_2(z) = -\frac{G_2(1-e^{-h/\tau_2})}{z-e^{-h/\tau_2}} (q_u(z) - q_v(z)), \quad (2.7)$$

$$\begin{aligned} X_3(z) &= \frac{G_3(T/2\pi)e^{h/\tau_1} \sin(2\pi h/T)(z-1)}{z^2 - 2e^{-h/\tau_1} \cos(2\pi h/T)z + e^{-2h/\tau_1}} q_v(z), \\ &= \frac{1}{z} \{ 2e^{-h/\tau_1} \cos(2\pi h/T) X_3(z) \\ &\quad + G_3(\frac{T}{2\pi}) e^{h/\tau_1} \sin(2\pi h/T) q_u(z) + X_4(z) \}, \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} X_4(z) &= \frac{1}{z} \{ e^{-2h/\tau_1} X_3(z) \\ &\quad - G_3(\frac{T}{2\pi}) e^{-h/\tau_1} \sin(2\pi h/T) q_u(z) \}, \end{aligned} \quad (2.9)$$

$$Y(z) = X_1(z) + X_2(z) + X_3(z), \quad (2.10)$$

그리고 식(2.6)에서 식(2.10)을 컴퓨터 프로그램에 사용하기 위하여 이산 상태 방정식으로 표현하면 식 (2.11)부터 식(2.19)과 같다.

$$x_1(k+1) = x_1(k) + hG_1 q_u(k) - hG_1 q_v(k), \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned} x_2(k+1) &= e^{-h/\tau_2} x_2(k) - G_2(1 - e^{-h/\tau_2}) q_u(k) \\ &\quad + G_2(1 - e^{-h/\tau_2}) q_v(k), \end{aligned} \quad (2.12)$$

$$\begin{aligned} x_3(k+1) &= 2e^{-h/\tau_1} \cos(2\pi h/T) x_3(k) + x_4(k) \\ &\quad + G_3(\frac{T}{2\pi}) e^{h/\tau_1} \sin(2\pi h/T) q_u(k), \end{aligned} \quad (2.13)$$

$$\begin{aligned} x_4(k+1) &= e^{-2h/\tau_1} x_3(k) \\ &\quad - G_3(\frac{T}{2\pi}) e^{h/\tau_1} \sin(2\pi h/T) q_u(k), \end{aligned} \quad (2.14)$$

$$y(k) = x_1(k) + x_2(k) + x_3(k), \quad (2.15)$$

3. 폐 루프 시스템의 규명

그림 3은 전체 폐 루프 시스템에 대한 시스템 규명의 구성도이다. 우선 퍼지 제어를 이용하여 시스템을 안정화 시켰으며, 안정된 시스템의 시스템 모델링을 신경회로망을 이용하여 실시하였다. 시스템 안정화를 위한 퍼지 제어기와 시스템 규명을 위한 신경 회로망에 대한 설명은 다음의 3.1절과 3.2절에서 살펴보았다.

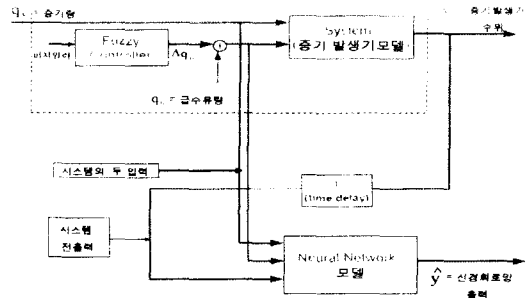


Fig. 3 Block diagram of total system

3.1 퍼지 제어기

증기량과 급수 유량의 차(E)와 기준 출력과 증기 발생기의 출력의 차(CE)를 퍼지 제어기의 입력으로 이용하였다. 그리고 퍼지 제어기의 출력으로 급수 유량을 변화시켜 시스템의 출력인 증기 발생기의 수위를 제어한다. 이때 두 입력의 경우 입력 구간을 7구간으로 나누었으며, 출력의 경우 출력 구간을 11구간으로 선정하였다. 그리고 퍼지 규칙은 7×7 (표 2. 참고), 49개를 사용하였다. 출력의 경우에도 좀더 자세하게 결과를 표현하고자 11구간으로 나누어 선정하였다.

본 퍼지 제어기에서 이용한 퍼지 추론법은 일반적으로 많이 사용하는 Mamdani 추론법을 사용하였고, 비퍼지화 방법으로는 일반적인 무게 중심법을 이용하였다¹⁹⁾¹⁰⁾. 그러나 입력의 경우 제어 구간에 따른 제어 효과를 높이기 위해 일반적으로 사용하는 등간격이 아닌 임의의 구간으로 나누어 사용하였다. 또한 샘플링 주기를 1.75초(sec)로 선정하였다. 퍼지 제어기의 출력은 아래와 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta q_u &= k_3 * y_o, \\ y_o &= \frac{\int m_A(u_i) u_i du_i}{\int m_A(u_i) du_i} = \frac{\sum_{i=1}^n m_A(u_i) * u_i}{\sum_{i=1}^n m_A(u_i)} \end{aligned}$$

단, Δq_u : 퍼지 제어기의 출력

y_o : 비퍼지화 된 값 (시스템의 조작량)

u_i : 퍼지 출력 변수

$m_A(u_i)$: 퍼지 규칙에 대한 u_i 의 소속 함수값

입력 범위와 퍼지 출력값을 -1~1의 범위로 고정하고 입력의 척도인자(Scaling factor)인 k_1 , k_2 와 출력의 척도인자인 k_3 을 조정하여 시스템의 부하 변동률(Power의 변화율)에 따른 제어를 수행하도록 하였으며, 또한 조건의 변화에 알맞은 제어기를 재 설계하는 효과를 얻었다. 이때 입력의 척도인자 값은 약 $k_1 \cong 0.2$, $k_2 \cong 0.001$ 이며, 출력의 척도인자 k_3 는 출력 부하에 따른 증가분을 고려하여 k_3 값 다음과 같이 정했다. 출력이 30% 미만인 저출력의 경우 부하 변동률이 0.4%이하이면 $k_3 \cong 0.255 \Delta p^2 - 0.401 \Delta p + 6.85$ 로, 부하 변동률이 0.5%이면 $k_3 \cong 13.17$ 로 선정했으며, 증기 발생기 출력이 30%이상 60% 미만인 경우 k_3 는 부하 변동률이 0.4%이하이면 $k_3 \cong 1.32 \Delta p + 6$ 로, 부하 변동률이 0.5%이면 $k_3 \cong 13.5$ 로 선정하였다. 마지막으로 출력 60% 이상인 고출력의 경우 부하 변동률이 0.3% 이하이면 $k_3 \cong 2.44 \Delta p + 3$ 로, 부하 변동률이 0.4% 이상인 경우에는 $k_3 \cong 13.6$ 로 선정하였다. 그림 4는 증기 발생기 수위 제어를 위한 퍼지 제어 시스템을 나타낸 것이다.

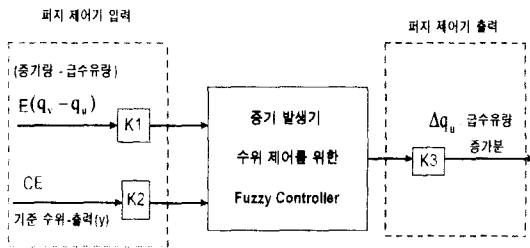


Fig. 4 Block diagram of fuzzy controller in water level control of steam generator

특히, 표 2에서 나타난 것과 마찬가지로 퍼지 제어 규칙이 기존의 퍼지 제어 규칙과는 차이가 있음을 알 수 있다. 특히 증기량과 급수유량의 차(E)의 영향을 많이 반영하고자 제어 규칙을 설계

하였는데 증기량과 급수유량의 차(E)의 값이 영인 경우 기준 수위와 출력과의 차(CE)의 값과는 관계 없이 영의 값을 출력하게 하여 빠른 시간 내에 증기량과 급수유량의 차(E)를 영으로 가도록 만들었다. 결과적으로 다음의 컴퓨터 시뮬레이션의 결과에서 나타나듯이 급수유량이 증기량을 따라가도록 제어할 때 오버슈트(Overshoot)가 존재하는 대신 빠른 시간 내에 원하는 값을 가짐을 알 수 있다. 그 결과로 인하여 증기 발생기의 수위도 빠른 시간 내에 수렴한다.

Table 2 Fuzzy control rule base

CE \ E	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NMB	NMB	NM	NMS	ZO
NM	NB	NMB	NM	NM	NMS	ZO	PS
NS	NM	NMS	NS	NS	ZO	PS	PS
ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO
PS	NS	NS	ZO	PS	PS	PMS	PM
PM	NS	ZO	PMS	PM	PM	PMB	PB
PB	ZO	PMS	PM	PMB	PMB	PB	PB

앞에서 설명한 바와 같이 척도인자 K1, K2, K3은 부하 변동률(Power 변동률)에 알맞게 설계하였으며, 시스템이 안정화된 이후에 증기량 펄스 변화로부터 결과를 출력하였고, 시간은 약 875초(data 500개)동안을 살펴보았다. 각각의 부하에서 우수한 제어기의 성능이 보이고 있다.

다음 그림 5과 그림 6는 부하 20%, 증가분이 0.2%인 경우의 결과치를 보여주고 있다. 그림에서 증기량과 급수 유량의 단위는 kg/sec이며 x축은 샘플링 숫자를 의미하고, 증기 발생기 수위의 경우 단위는 cm이다.

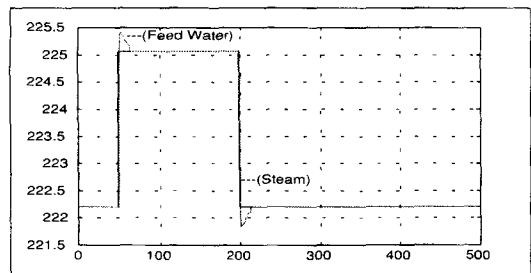


Fig. 5 Transient response of steam flow rate and feedwater flow rate. (Power 20%, 2.87(0.2%) Step Input)

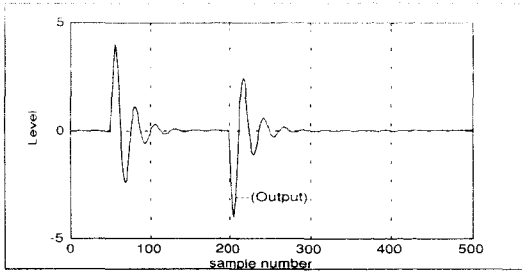


Fig. 6 Transient response of water level of steam generator (Power 20%, 2.87(0.2%) Step Input)

3.2 신경 회로망 퍼 루프 시스템 규명

본 연구에서 사용한 신경 회로망 구조는 Narendra에 의해 소개된 것으로 그림 7와 같은 구조를 가지고 있다^[11]. 신경 회로망의 구조는 입력 부분, 두 개의 은닉층, 그리고 출력층으로 구성되어 있다. 은닉층 1은 15개의 노드로 구성되어 있으며, 은닉층 2는 12개의 노드, 출력층은 1개의 출력 노드로 되어 있다. 본 연구에서 이용된 신경 회로망은 입력층이 모두 3개의 입력 값을 가지고 있다. 시스템의 입력으로는 증기량과 퍼시 제어기에 의해 재 산출된 급수 유량 그리고 전 단계의 출력을 이용하였다. 마지막으로 출력층은 수위를 위한 1개의 노드로 구성되어 있다.

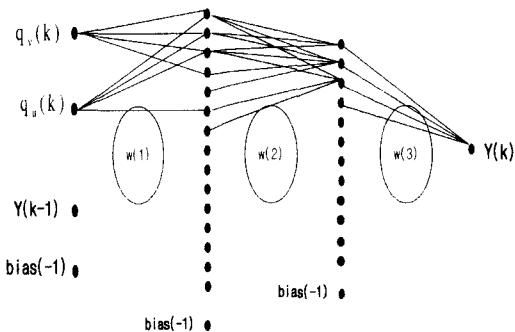


Fig. 7 Structure of neural network

신경 회로망의 학습 알고리즘으로 역전파 알고리즘을 이용하였다^[12]. 활성화 함수로는 출력의 범

위가 -1.0에서 1.0까지인 양방향 시그모이드 (bipolar sigmoid) 함수를 사용하였고, 입력층에 제시된 데이터는 은닉층의 각 노드의 활성화 함수, 즉 시그모이드 함수에 의해 계산되었다. 역전파 알고리즘은 신경 회로망을 통해 얻어진 출력 값과 목표 출력 값을 비교하여 그 차이를 감소하는 방향으로 연결 강도를 조절하게 되는데 이러한 학습을 계속하여 원하는 결과를 얻을 때까지 반복한다. 또는 지정된 학습 횟수만큼 학습을 한다.

학습 과정을 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 연결 강도와 학습률을 초기화시키는데, 연결 강도의 초기화 범위는 -1.0~1.0이다. 초기화가 끝나면 학습 패턴을 정하는데 이미 플랜트를 통해 얻어진 입/출력 값과 원하는 출력 즉 목표 출력을 가지고서 아래와 같은 입력 패턴과 목표 출력 패턴으로 선정한다.

$$\text{입력 패턴} : z_1, z_2, z_3,$$

$$\text{목표 출력 패턴} : d_1,$$

입력 패턴이 제시된 후, 은닉층1에서 연결 강도 $w(1)$ 와 입력 값 z_i 에 의해 출력 식(3.1)과 같이 $y(1)$ 이 계산되고,

$$z \leftarrow z_i, \quad d \leftarrow d_i$$

$$y(1)_j = f(w(1)_j / z), \text{ for } j = 1, 2, 3, \dots, 15 \quad (3.1)$$

은닉층2에서는 연결 강도 $w(2)$ 와 은닉층1의 출력 값 $y(1)$ 에 의해 식(3.2)을 이용하여 $y(2)$ 값을 얻는다.

$$y(2)_k = f(w(2)_k / y(1)),$$

$$\text{for } k = 1, 2, 3, \dots, 12 \quad (3.2)$$

출력 층에서는 연결 강도 $w(3)$ 와 은닉층2의 출력 값 $y(2)$ 를 가지고 최종 출력 값 o_l 을 식(3.3)과 같이 계산한다.

$$o_l = f(w(3)_l / y(2)), \text{ for } l = 1, \dots \quad (3.3)$$

각 뉴런의 특성을 나타내는 활성화 함수 f 는 양방향 시그모이드 함수로서 식(3.4)로 표현되며,

$$f = \frac{2}{1 + \exp(-\lambda \text{net})} - 1, \quad (3.4)$$

함수 f 의 기울기 λ 의 값은 1로 선정했다. 그리고 net 는 연결강도와 입력 값의 곱을 의미한다. 출력층으로 부터 결과값(o_l)이 계산되면 목

표 출력(d_l)과의 오차를 계산하게 된다. 오차 E 는 식(3.5)로부터 계산된다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L (d_l - o_l)^2 = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L (d_l - f(net))^2, \quad \text{for } l = 1, 2, \dots, L. \quad (3.5)$$

오차를 줄이기 위해 식(3.6)의 델타 규칙을 사용하여 연결 강도를 조정하게 된다.

$$\delta_{ol} = -\frac{\partial E}{\partial (net)} = -(d_l - f(net))f'(net), \quad (3.6)$$

출력층에서의 δ 값은 식(3.6)으로부터 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\delta_{ol} = \frac{1}{2} (d_l - o_l)(1 - o_l^2), \quad \text{for } l = 1 \quad (3.7)$$

은닉층2에서의 δ 값은,

$$\delta_{y(2)k} = \frac{1}{2} (1 - y_k^2) \sum_{l=1}^L \delta_{ol} w(3)_{lk}, \quad \text{for } k = 1, 2, 3, \dots, 12 \quad (3.8)$$

이고, 은닉층1에서의 δ 값은,

$$\delta_{x(1)j} = \frac{1}{2} (1 - y_j^2) \sum_{k=1}^K \delta_{y(2)k} w(2)_{kj}, \quad \text{for } j = 1, 2, 3, \dots, 15 \quad (3.9)$$

이다.

은닉층과 출력층에서 δ 값을 얻게 되면, 오차를 줄이는 방향으로 연결 강도를 조절하며, 식(3.10), (3.11), (3.12)에 의해 연결 강도가 갱신된다.

$$w(3)_{lk}^{new} = w(3)_{lk}^{old} + \eta \delta_{ol} y(2)_k, \quad \text{for } l = 1, 2, 3, \dots, 13 \quad (3.10)$$

$$w(2)_{kj}^{new} = w(2)_{kj}^{old} + \eta \delta_{y(2)k} y(1)_j, \quad \text{for } k = 1, 2, 3, \dots, 12, j = 1, 2, 3, \dots, 16 \quad (3.11)$$

$$w(1)_{ji}^{new} = w(1)_{ji}^{old} + \eta \delta_{x(1)j} z_i, \quad \text{for } j = 1, 2, 3, \dots, 15, i = 1, 2, 3, \dots, 4 \quad (3.12)$$

본 연구에서 신경 회로망을 학습시키기 위해서는 입력 데이터와 목표 출력 데이터를 필요로 하는데, 학습시키기 위한 데이터는 각 부하당 3개씩으로 모두 27가지의 입력 데이터, 출력 데이터로 구성하였으며, 표 3에 나타내었다. 단, L.D는 학습 데이터를, T.D는 테스트 데이터를 의미한다. 또한, 학습 데이터를 학습에 용이하도록 최대값을 1로

정규화 시켰다. 학습 방법으로는 하나의 패턴이 학습을 마치게 되면 또 다른 학습 패턴이 알고리즘을 통하여 학습하게 된다. 각 부하는 모두 200개의 입·출력 데이터로 구성 되어 있고 27가지 경우를 모두 학습하였을 때, 이를 1 Try라 정의하였다. 본 연구에서는 모두 1,500 Try의 학습을 통하여 최종 신경회로망 모델을 선택하였다.

Table 3 Training data & test data used in neural network modeling

급수유량 증가분 정상상태 Power	7.175 (0.5%)	4.305 (0.3%)	2.87 (0.2%)	5.74 (0.4%)
5%	L.D	L.D	L.D	T.D
10%	L.D	L.D	L.D	T.D
15%	L.D	L.D	L.D	T.D
20%	L.D	L.D	L.D	T.D
30%	L.D	L.D	L.D	T.D
50%	L.D	L.D	L.D	T.D
70%	L.D	L.D	L.D	T.D
80%	L.D	L.D	L.D	T.D
100%	L.D	L.D	L.D	T.D

4. 컴퓨터 시뮬레이션

증기 발생기의 동역학적 특성이 비 최소 위상 특성이고 개회로 시스템의 경우 안정하지 않은 관계로 먼저 시스템을 안정화 시켜야 한다. 본 연구에서는 퍼지 이론을 이용하여 제어기를 설계하였다. 퍼지 제어기를 이용한 폐회로 시스템을 신경 회로망을 이용하여 규명하였다.

본 연구에서 이용된 신경 회로망의 구조는 앞에서 언급한 바와 같이 입력층은 모두 3개의 입력 값들을 가진다. 즉, 시스템의 입력인 증기량과 퍼지 제어기의 출력에 의해 영향을 받는 급수 유량 그리고 전 단계의 출력으로 구성하였다. 신경 회로망의 전체 구조는 입력 부분과 은닉층 2개 그리고 출력층으로 구성되었다. 첫 번째 은닉층은 15개의 노드, 두 번째 은닉층은 12개의 노드 그리고 출력층은 1개의 노드로 구성되어 있다. 신경 회로망 학습을 위해 필요한 입력은 시스템이 안정화된 이후의 결과들을 이용하였으며 학습 알고리즘에 알맞게 입력 데이터 파일들은 정규화 시켰다. 신

신경 회로망의 학습을 위해 학습 데이터를 총 27가지의 경우로 학습 데이터 파일을 만들었으며, 테스트 데이터 파일은 총 9가지의 경우를 살펴보았다. 테스트 값들은 학습에 이용되지 않은 데이터 값들을 사용하였고, 시스템 입력은 시스템이 안정화된 후 일정 크기의 펄스를 가한 것을 고려하였다. 신경 회로망의 학습 알고리즘으로 역전파 알고리즘을 이용하였다. 활성화 함수로서 출력의 범위가 -1.0에서 1.0까지인 양방향 시그모이드 함수를 사용하였다. 학습을 1,500번 반복하여 결과를 얻었다. 실제 입력에서 펄스 간격은 약 525초 동안(데이터 150개)으로 설정되어져 있으나 신경 회로망을 위한 샘플 데이터는 두 개중 하나만을 선정하였다. 따라서 시스템의 700초(데이터 400개)에 해당하는 범위에서 200개의 샘플 데이터만을 선정하여 신경 회로망 프로그램을 수행하였다. 그림 8 과 그림 9은 학습에 이용되었던 데이터의 결과들이며, 학습이 잘 되었음을 보여주고 있다. 그림에서 증기량과 급수 유량의 단위는 kg/sec이며 x축은 샘플링 숫자를 의미하며, 증기 발생기 수위의 경우 단위는 cm이다.

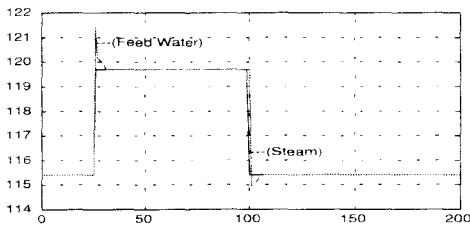


Fig. 8 Transient response of steam flow rate and feedwater flow rate. (Power 10%, 4.305(0.3%) Step Input)

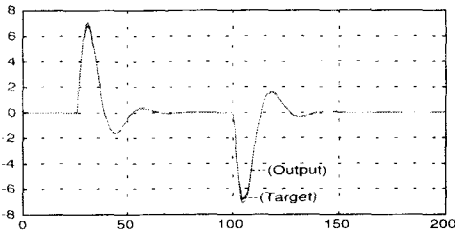


Fig. 9 Transient response of water level of steam generator. (Power 10%, 4.305(0.3%) Step Input)

신경 회로망을 이용하여 구한 모델이 학습되지 않은 데이터 입력의 경우에도 좋은 결과를 보이는지 검증하기 위해 테스트 데이터를 9가지 경우를 살펴보았다. 이 때 테스트의 펄스 크기를 각 가능률에서 5.74(100%출력의 0.4% 증가분)로 설정하였다. 그림 10에서 그림 13은 출력이 5%일 때와 출력이 100%일 때의 입력과 증기 발생기 수위의 반응을 살펴본 것이다. 대부분의 경우 좋은 결과를 나타내고 있다.

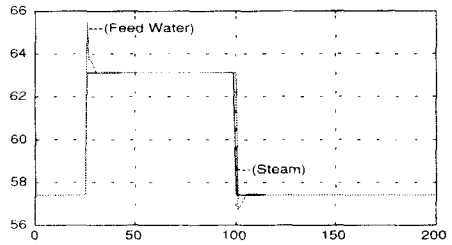


Fig. 10 Transient response of steam flow rate and feedwater flow rate. (Power 5%, 5.74(0.4%) Step Input)

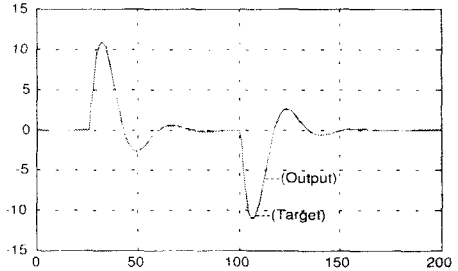


Fig. 11 Transient response of water level of steam generator (Power 5%, 5.74(0.4%) Step Input)

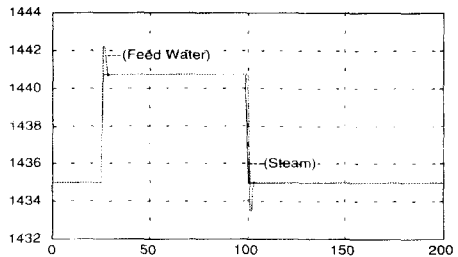


Fig. 12 Transient response of steam flow rate and feedwater flow rate. (Power 100%, 5.74(0.4%) Step Input)

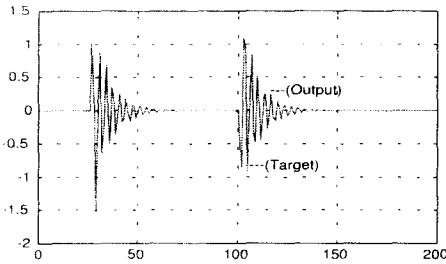


Fig. 13 Transient response of water level of steam generator.
(Power 100%, 5.74(0.4%) Step Input)

5. 결 론

원자력 발전소에서 작업 중지의 60%의 경우가 발전을 시작할 때와 낮은 전기 생산량 가동시 불공급과 그 부속 장치로부터 일어난다는 사실과 그 중 반 이상의 경우가 증기 발생기의 수위 제어와 직접 관계가 된다는 사실은 이미 다른 조사자들에 의해서 밝혀졌다. 따라서 원자력 발전소의 증기 발생기 수위를 안전하게 유지시킬 수 있다면 기대되는 효과는 매우 크리라 예상된다. 증기 발생기 수위 제어기의 성능 향상은 발전소의 정지 횟수를 줄여 발전소 신뢰도 및 가동률을 향상시킬 것이고 또한 기타 여러 부품의 수명에도 영향을 주어 경제적으로도 보다 효율적인 발전소 운영에 기여할 수 있을 것이다.

이러한 수위 제어의 발전을 위해서 본 연구에서는 E. Irving의 모델을 사용하여 신경 회로망 모델식과 퍼지 제어기를 설계하였다. 먼저 시스템의 출력, 즉 증기 발생기의 수위를 안정화시키기 위하여 퍼지 제어기를 부하 변동률을 고려하여 설계하였으며, 그 다음으로 시스템의 두 입력, 증기량과 퍼지 제어기에서 선택되어진 급수유량, 그리고 전 단계의 출력인 증기발생기의 수위를 입력으로 하는 신경 회로망 구조를 이용하여 시스템을 규명하였다.

본 연구를 통해 설계한 제어기의 성능이 우수함을 알 수 있었고, 또 시스템 규명을 위한 프로그램 역시 좋은 성능을 나타내는 사실을 시뮬레이션 결과를 통해 알 수 있었다.

후 기

본 연구는 한국 전력 공학 공동연구소의 지원과제 96-지-19로 수행되었으며 관계자에 감사드립니다.

참고문헌

1. 이은철, "신경 회로망을 이용한 증기발생기 수위 제어에 관한 연구," 서울대학교 연구보고서, 1994.
2. 나만균, "유량 오차 예측을 통한 증기 발생기의 수위 제어기의 설계에 관한 연구," 조선 대학교 연구 보고서, 1995.
3. Pearlmutter, B. A., "Dynamics Recurrent Neural Networks," Report CMU-CS-90-196, Dec. 1990
4. Bhat, N. and McAvoy, T.J., "Use of neural networks for Dynamic Modeling and Control of Chemical Process Systems," Computers and Chemical Engineering, Vol.14, No.4/5, pp. 573-583, 1990.
5. Hopfield J. J., "Neural Networks and physical system with Emergent collective computational abilities," Proc. Nat. Acad. Sci. U.S., Vol.79, pp. 2554-2558, Apr. 1982.
6. F.J. Pineda, "Generalization of Backpropagation of Recurrent Neural Networks." Vol. 589, No. 19, pp. 2229-2232, 1987.
7. E. Irving, et al. "Toward efficient full automatic operation of the PWR steam generator with level adaptive control," Boiler Dynamics and Control in Nuclear Power Station, 1980.
8. 이상정, "계층적 제어 구조를 이용한 원전 제어 계통 적용 기술 개발에 관한 연구," 충남 대학교 연구 보고서, 1994.
9. 채석, 오영석, "퍼지 이론과 제어," 청문각, 1995
10. 장우석, "전기 유압 서어보 시스템의 퍼지제어에 관한 연구," 영남대학교 석사논문, 1994.
11. K.S.Narendra & K.Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamic System Using Neural Networks," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 1, No. 1, pp. 4-27, 1990.
12. Zurada, J. M., "Introduction to Artificial Neural System," West Info Access, pp. 185-190, 1992.