

유전자 알고리즘과 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 이용한 원전 증기발생기 수위 거동 모델링

박창환(朴昌煥), 이상경(李相景), 이은철(李銀哲)

서울대학교 원자핵공학과

전화 : (02) 880-8332 / 팩스 : (02) 889-2688

E-mail : soccer10@snu.ac.kr

Modeling of Nuclear Power Plant S/G Downcomer Level using GA and Levenberg-Marquardt Algorithm

Chang-Hwan Park, Sang-Kyung Lee, Un-Chul Lee

Department of Nuclear Engineering, Seoul National University

**Abstract** - In this paper, we induce the linear transfer function of Downcomer water level of NPP (Nuclear Power Plant) Steam Generator using Genetic Algorithm and Levenberg-Marquardt Algorithm. The characteristic of NPP S/G mechanism is so high-non-linear that it is hard to achieve mathematical expression. So we use non-mathematical Algorithms to get the model function of NPP S/G water level. S/G level controller would be designed with this transfer function as the plant.

1. 서론

발전소의 자동화는 일정출력수준 이상에서만 가능하며 그 이하의 저출력 영역에서는 운전원의 수동운전에 의지하고 있다. 그 이유는 제어대상이 되는 원자력발전소 주요 기기들이 열수력학적 특성을 갖고 있기 때문이다. 전기시스템이나 기계적인 시스템은 제어하고자 하는 플랜트의 수학적 모델이 비교적 정확한 반면 열수력학적 시스템은 모델링이 부정확하며 특히 저출력이 될수록 그 부정확도는 증가한다. 그 대표적인 것의 하나가 바로 증기발생기의 급수 및 수위조절 시스템이다.[1] 충분한 안정도와

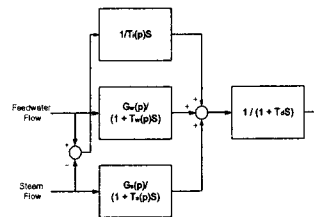
성능을 가질 수 있는 제어기를 설계하고자 할 때 일차적 단계는 제어하고자 하는 시스템, 또는 플랜트에 대해 정확한 수학적 모델을 정립하는 것이다. 그러나 열수력학적 시스템의 경우 그 배경이 되는 물리학적 현상은 매우 복잡하기 때문에 프로세스 플랜트에 대한 모델링 또한 복잡하며, 설정된 모델도 많은 불확실성을 갖게 된다. 즉 사용된 식들의 제한성과 간략화, 비선형식들의 선형화, 또는 시스템에 작용하는 외부 Noise 등에 의하여 부정확성을 갖게 된다. 이러한 열수력학적 모델에서 유도된 제어적 모델 역시 불확정성을 갖고 있다. 따라서 제어시스템의 설계과정에서 이와 같은 불확실성을 고려하여 실제적인 상황에서도 설계시에 요구된 성능과 안전성을 유지할 수 있는, 즉 강인성을 지닌 시스템이 설계되어야 한다.[2]

본 연구에서는 올진 3,4 호기와 영광 3,4호기 등의 CE(Combustion Engineering) 플랜트의 모사에 사용되고 있는 설계코드의 증기발생기 모델을 사용하여 여러 원자로 출력에 대해 급수량과 증기량의 변화에 따른 증기발생기 협역수위 거동을 모사하고 여기서 얻어진 데이터를 바탕으로 유전자 알고리즘을 이용해서 원자로 출력에 대한 선형의 전달함수에 필요한 계수의 set을 구하였고 신경회로망을 이용한 제어기 설계나 시뮬레이터의 계산 속도 향상을 위해 신경회로망으로 모델링을 수행하였다.

2. 유전자알고리즘을 이용한 증기발생기 모델링

모사기를 통한 증기발생기 모사는 크게 네 가지의 다른 입력 조건에 대한 응답특성을 보고자 하였다. 즉, 급수량이 일정할 때 증기의 증가와 감소가 있는 경우, 다음으로 증기량이 일정할 때 급수량의 증가와 감소가 있는 경우에 대해서 7%, 10%, 25%, 40%, 50%, 70%, 90% 의 원자로 출력 각각에 대한 증기발생기의 협역수위 거동을 모사 하였다.

증기발생기의 이차측의 거동은 일반적으로 비선형적인 특성을 지니고 있음이 알려져 있다. 이를 출력별 영역에 각각 적용될 수 있는 간략한 선형의 모델이 [그림1]과 같이 제시되었다.[3,6]



[그림1]. 증기발생기 수위거동 전달함수

모델의 각 부분은 아래의 물리적인 거동을 나타낸다.

$\frac{1}{T_d(p)s}$  는 급수유량과 증기유량의 관점에서 증기발생기의 적분동작을 설명하며,

$\frac{G_v(p)}{1+\tau_v(p)s}$  는 급수유량의 열적 영향이며,

$\frac{G_c(p)}{1+\tau_c(p)s}$  는 증기유량의 열적 영향이다. 그리고

$\frac{1}{1+T_s(p)s}$  는 지연시간에 대한 보상기이다.

이에 근거하여, 각 영역에서 4차 선형변수계통(linear parameter varying system)으로서 증기발생기의 역학을 가정하였다. 급수유속  $q_e(t)$ , 증기유속  $q_v(t)$ , 출력  $y(t)$ , 증기발생기 수위  $x(t)$  그리고 운전출력  $p(t)$ 와 관련하여 제안된 증기발생기 모델의 상태방정식은 아래와 같다.

$$\dot{x}(t) = A(p)x(t) + B(p)q_e(t) + D(p)q_v(t)$$

$$y(t) = C(p)x(t)$$

여기서,

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1/\tau_w(\beta) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1/\tau_s(\beta) & 0 \\ 1/T_d & 1/T_d & 1/T_d & -1/T_d \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 1/T_s(\beta) \\ -G_w(\beta)/\tau_w(\beta) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$C = [0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

$$D = \begin{bmatrix} -1/T_s(\beta) \\ 0 \\ G_s(\beta)/\tau_s(\beta) \\ 0 \end{bmatrix}$$

제어되어야 할 모든 계통은 증기발생기와 급수밸브를 포함한다. 여기서는 시간계수가 -1인 1차계통(first-order system)으로서 급수밸브의 open-loop 전달함수를 가정하며, 상태-공간 방정식은 다음과 같다.

$$\dot{x}_5(t) = -x_5(t) + u(t)$$

$$q_v(t) = x_5(t)$$

모든 계통에 대한 상태-공간 방정식은 다음과 같다.

$$\dot{x}(t) = A(\beta)x(t) + B_1(\beta)q_v(t) + B_2(\beta)u$$

$$y(t) = C(\beta)x(t)$$

여기서

$x(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ x_3(t) \ x_4(t) \ x_5(t)]^T$ ,  $u$ 는 제어 입력 값이다. 그리고

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1/T_s(\beta) \\ 0 & -1/\tau_w(\beta) & 0 & 0 & -G_w(\beta)/\tau_w(\beta) \\ 0 & 0 & -1/\tau_s(\beta) & 0 & 0 \\ 1/T_d & 1/T_d & 1/T_d & -1/T_d & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} -1/T_s(\beta) \\ 0 \\ G_s(\beta)/\tau_s(\beta) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$$

$$C = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

와 같이 된다.

5개의 변수 ( $T_i$ ,  $G_w$ ,  $\tau_w$ ,  $G_s$ ,  $\tau_s$ )를 유전자 알고리즘을 사용하여 최적화된 값을 구해냈다. 각 변수마다 32bit의 영역을 할당하고 5개변수를 하나의 개체로 하였다.

개체집단수는 501개, 적합도를 계산하기 위한 데이터는 1초부터 300초까지 1초간격으로 증기유량과 급수유량을 하나는 고정시키고 다른 하나는 계단 증가시켜 구해진 수위를 사용하였다. 적합도는 다음과 같은 식을 사용하였다.

$$\sum_{t=1}^{300} [(y_{cf}(t) - y_f(t))^2 + (y_{cs}(t) - y_s(t))^2]$$

여기서,  $y_{cf}$ 와  $y_{cs}$ 는 열수력 모델에서 급수량을 변화시킨 것과 증기유량을 변화시켰을 때의 수위를 나타내고,  $y_f$ 와  $y_s$ 는 제안된 물리적 모델을 통해 계산되는 수위를 나타낸다.

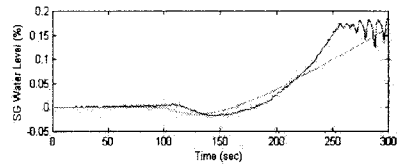
유전자 알고리즘을 사용하여 얻어진  $T_i$ ,  $G_w$ ,  $\tau_w$ ,  $G_s$ ,

$\tau_s$ 는 (표 1)과 같이 얻어졌다.

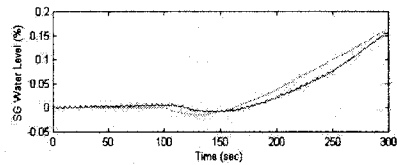
		Reactor power (%)						
		7%	10%	25%	40%	50%	70%	90%
$T_i$	150	150	137.522	100.391	73.132	110.8	116.51	
$G_w$	0.5	0.5	0.207339	0.101452	0.201344	0.207691	0.100552	
$\tau_w$	38	38	59.7707	59.5814	39.3379	45.868	58.2885	
$G_s$	1.2	1.2	1.13526	0.679435	0.94871	0.927433	0.460177	
$\tau_s$	8	8	11.9689	4.5199	10.7283	12.1885	11.9155	

(표 1) 전달함수 계수 set

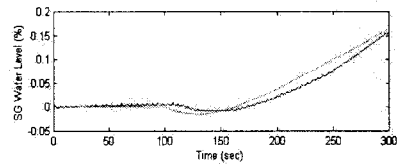
(표 1)에서 얻어진 각 원자로 출력 영역에 대한 전달함수의 거동을 나타내면 [그림2]에서 [그림4]와 같이 나타난다.



[그림2] 7% 출력에서의 급수와 증기량의 변화에 따른 수위 거동



[그림3] 10% 출력에서의 급수와 증기량의 변화에 따른 수위 거동



[그림4] 25% 출력에서의 급수와 증기량의 변화에 따른 수위 거동

### 3. 신경회로망을 이용한 증기발생기 모델링

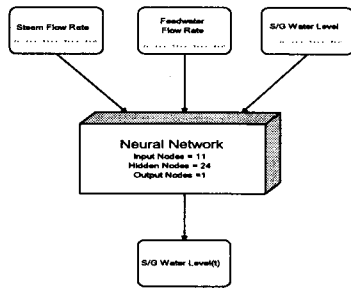
#### 3.1 신경회로망 구조

증기발생기의 수위에 영향을 주는 변수로 증기유량, 급수유량, 급수온도, 2차측 냉각재온도가 있다.[4] 그러나 수위에 많은 영향을 주는 것이 증기유량과 급수유량이기 때문에 이 2개의 물리량으로 입력변수를 선정하고 출력변수는 증기발생기 수위로 구성을 한다.[그림5]

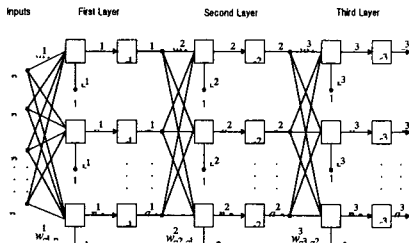
현재 나와있는 열수력학적 모델은 대부분 선형으로 근사화된 모델을 사용하고 이 선형모델들의 경우 시스템의 차수를 3으로 상대차수를 1로 하고 있다. 시스템 차수가 늘어나면 신경회로망의 입력벡터의 차원이 늘어나는 현상을 보이므로 여기서 사용한 신경회로망 모델에도 같이 적용하여 개발하였다.[8,9]

R.Masini[10]의 논문에서는 각각의 입력변수에 대해 따로 신경회로망을 구성하여 각각 학습하여 결합시키는 형태를 취했다. 그러나 이러한 구조는 입력변수들간의 비선형성으로 말미암아 부적절한 학습이 이루어지고 실제 원자력발전소 데이터를 활용하려할 때는 불가능한 구조를 띄고 있다.

본 논문에서 사용된 신경회로망 구조는 1개의 은닉층을 가진 다층인식자를 사용하였다. 은닉층의 노드 개수는 24개로 하였다.[그림6]



[그림5] 증기발생기 신경회로망 모델



[그림6] 3층 신경회로망 구조

#### 3.2 Levenberg-Marquardt 알고리즘

신경회로망을 학습하는 방법으로 기존에 신경회로망을 이용하여 증기발생기 모델링을 하였던 논문들은 기본적인 오류역전파 알고리즘이나 퍼지논리를 학습방법으로 사용하였다. [8,9,10,11] 그러나 이것들보다 학습능력과 계산속도가 빠른 방법으로 알려진 Levenberg Marquardt 알고리즘을 사용하였다.[12] 이 방법은 Batch Mode로만 학습이 가능하고 행렬을 계산하기 위해 메모리를 많이 필요하다는 단점이 있으나 증기발생기 모델은 열수력코드에서나 실측자료를 통해 얻어지는 값으로 계산하기에 문제되지 않고 본 논문에서 수행한 작업에서는 메모리 문제도 발생하지 않았다.

Levenberg Marquardt 알고리즘의 간단한 계산과정은

다음과 같다.

[1단계] 신경회로망의 입력에 대해 각 뉴런들의 출력을 계산하고  $F(x)$ , 즉 자승오차의 합을 계산한다.

$$a^0 = p$$

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1} a^m + b^{m+1})$$

( for  $m=0,1,\dots,M-1$  )

$$F(x) = \sum_{q=1}^Q (t_q - a_q)^T (t_q - a_q)$$

$$= \sum_{q=1}^Q e_q^T e_q = \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^M (e_{qj})^2 = \sum_{j=1}^M (v_j)^2$$

[2단계] Jacobian Matrix를 계산하기 위해서는

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_{1,1}}{\partial w_{1,1}^1} & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial w_{1,2}^1} & \dots & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial w_{1,S,R}^1} & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial b_1^1} & \dots \\ \frac{\partial e_{2,1}}{\partial w_{1,1}^1} & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial w_{1,2}^1} & \dots & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial w_{1,S,R}^1} & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial b_1^1} & \dots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \\ \frac{\partial e_{S,1}}{\partial w_{1,1}^1} & \frac{\partial e_{S,1}}{\partial w_{1,2}^1} & \dots & \frac{\partial e_{S,1}}{\partial w_{1,S,R}^1} & \frac{\partial e_{S,1}}{\partial b_1^1} & \dots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \end{bmatrix}$$

아래와 같은 Sensitivity 값을  $S^M \rightarrow S^{M-1} \rightarrow \dots \rightarrow S^2 \rightarrow S^1$  순서로 계산한다.

$$\tilde{S}_q^M = -\tilde{F}^M(n_q^M)$$

$$\tilde{S}_q^m = -\tilde{F}^m(n_q^m)(W^{m+1})^T \tilde{S}_q^{m+1}$$

여기서,

$$\tilde{F}^m(n^m) = \begin{bmatrix} f^m(n_{1,1}^m) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & f^m(n_{2,1}^m) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & f^m(n_{m,1}^m) \end{bmatrix}$$

$$f^m(n_{i,j}^m) = \frac{\partial f^m(n_{i,j}^m)}{\partial n_{i,j}^m} \text{ 이다.}$$

Jacobian Matrix의 각 항들은 다음과 같이 구한다.

$$[J]_{h,l} = \frac{\partial v_h}{\partial x_l} = \frac{\partial e_{h,q}}{\partial w_{l,i,j}^m}$$

$$= \frac{\partial e_{h,q}}{\partial n_{i,q}^m} \times \frac{\partial n_{i,q}^m}{\partial w_{l,i,j}^m}$$

$$= \tilde{s}_{i,h} \times \frac{\partial n_{i,q}^m}{\partial w_{l,i,j}^m}$$

$$= \tilde{s}_{i,h} \times a^{m-1}_{i,q}$$

이때,  $x_l$  이 bias일 경우는 다음과 같다.

$$[J]_{h,l} = \frac{\partial v_h}{\partial x_l} = \frac{\partial e_{h,q}}{\partial b_i^m}$$

$$= \frac{\partial e_{h,q}}{\partial n_{i,q}^m} \times \frac{\partial n_{i,q}^m}{\partial b_i^m}$$

$$= \tilde{s}_{i,h} \times \frac{\partial n_{i,q}^m}{\partial b_i^m} = \tilde{s}_{i,h}^m$$

[3단계] 다음 식을 통해 가중치의 변화량을 계산한다.

$$\Delta x_k = -[J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(x_k)v(x_k)$$

[4단계] 변화된 가중치를 적용하여 오차를 계산한후 1단계에서 계산한 오차보다 작으면  $\mu$ 를  $\delta$ 로 나누고 가중치

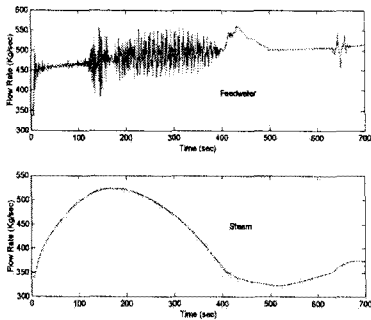
는 변화된 것을 적용하여 1단계로 넘어간다. 오차가 줄지 않으면  $\mu$ 를  $\delta$ 로 곱하여 3단계로 넘어간다.

### 3.3 학습 결과

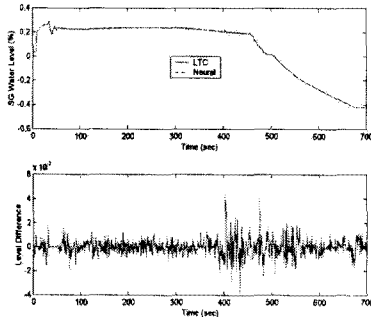
신경회로망을 학습하기 위한 자료는 10%, 25%, 40% 등의 기준 원자로 출력에서 증기유량과 급수유량을 임의로 증가시켜서 [그림7] 열수력모델로부터 계산된 증기발생기 수위를 이용하였다.

이때 자료는 1초단위로 700개를 각 출력별로 획득하였다. 신경회로망을 학습하기 전에 학습데이터의 입력공간을 정규화하여 오차를 줄이는 작업을 하였다. 각 출력에 대해 학습을 수행한 결과는 [그림8]에서 [그림10]까지 나타나 있다. 위 그래프는 기준수위에서 변화된 정도비율을 나타낸 것이고 아래 그래프는 학습한 신경회로망과 학습데이터와의 차이를 나타낸 것이다.

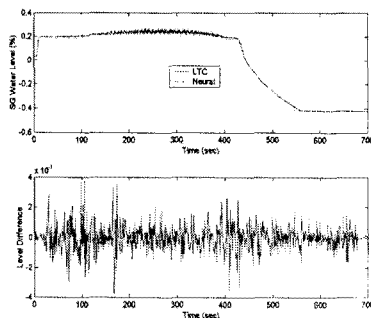
신경회로망 학습은 Total MSE가  $10^{-5}$  이하가 될 때까지 수행하였는데 Levenberg Marquardt 알고리즘을 사용하였을 때 100번 미만의 반복으로 수렴하였다. 최대 오차는  $5 \times 10^{-3}$  미만이었다.



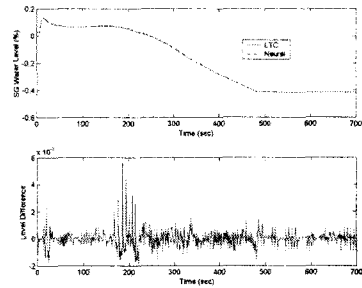
[그림7] 25%에서 급수유량과 증기유량 입력값



[그림8] 10% 출력에서의 신경회로망 학습결과



[그림9] 25% 출력에서의 신경회로망 학습결과



[그림10] 40% 출력에서의 신경회로망 학습결과

## 4. 결론

본 연구에서는 실제 CE형 플랜트의 증기발생기 모사에 사용되고 있는 모사기로부터 급수와 증기량의 변화에 대한 증기발생기 수위의 변화에 대해 제어기 LOGIC을 배제한 순수한 열역학적 거동에 대한 데이터를 원자로 출력 영역별로 얻었다. 모사기는 증기발생기의 수축, 팽창 현상을 잘 모사하였으며 여기서 얻어진 데이터 set을 바탕으로 유전자 알고리즘을 통해 각 출력 영역별로 적용할 수 있는 선형 전달함수의 모형 유도에 필요한 계수의 set을 얻어내었다. 그리고 도출된 전달함수의 적합성을 검토하기 위해 원래 모사기에서 얻어진 데이터와의 비교를 수행하였다. 도출된 전달함수의 거동은 전반적으로 원래 데이터 set을 얻었던 모사기의 거동과 매우 유사한 거동 경향을 보임을 알 수 있었다. 하지만 고출력의 경우에 있어서는 다소 모사기의 데이터 set이 근본적으로 그 신뢰도가 떨어진다고 판단되었고 향후 이에 대한 부분이 개선된 데이터를 얻고 이를 바탕으로 전달함수의 모형을 다소 수정할 필요가 있다고 판단된다. 증기발생기의 이차측 수위의 거동은 상당히 비선형적인 거동 특성을 가지고 있는데 이를 각 출력 영역별로 선형 전달함수로 유도함으로써 제어기 설계에 있어서 보다 효율적인 접근을 가능하게 할 수 있다. 본 연구에서 얻어진 증기발생기 수위 거동에 대한 전달함수에 대한 결과는 실제적인 제어기 설계의 바탕 자료로 활용될 수 있을 것이다.

신경회로망을 사용하여 만들어진 증기발생기 모델은 작은 오차범위 내에서 빠르게 학습이 이루어졌다. 신경회로망 모델은 시뮬레이터나 운전원을 위한 예측계산 등 실시간 계산이 요구되는 경우에 복잡한 열수력 계산보다 효율적이며 실제 원전데이터를 사용하면 발전소별 모델을 쉽게 구해낼 수 있다.

향후 원자력발전소의 다양한 시스템에도 적용하여 신경회로망으로 구축된 원자력발전소 시뮬레이터를 개발할 수 있을 것이다.

## Reference

- [1] 정시채, "저출력시 증기발생기 수위의 자동제어를 위한 주급수제어계통 개발과 성능검증," 한국원자력연구소, 1995.
- [2] Y. J. Lee and U.C. Lee, "Digitalization of the Nuclear Steam Generator Level Control System," *Journal of the KNS*, Vol.25, No. 1, pp.125-135, 1993.
- [3] E. Irving, et al., "Towards efficient full automatic operation of the PWR steam generator with water level adaptive control," in *Proc. 2nd Conf. Boiler dynamics and control in nuclear power station*, Bournemouth, U.K., pp.309-329, 1979.
- [4] 이윤준, "원자력발전소 증기발생기의 저출력 수위조절에 대한 연구," 박사학위논문, 서울대, 1991.
- [5] 이용관, 조병학, 이명수, "과도현상 데이터를 이용한 영광3호기 증기발생기 모델 개발," 한국원자력학회 춘계학술발표회, 1997.

- [6] 김명기, "원자력발전소 증기발생기 수위의 고장 허용  $L_2$  개인 스케줄링 제어기의 설계," 박사학위논문, KAIST, 1999.
- [7] 서호택, "영광 3,4호기 주급수제어계통 비례미분적분제어기의 설정치에 관한 연구," 한국원자력연구소, 1991.
- [8] R.Masini, et al., "Dynamic simulation of a steam generator by neural networks," *Nuclear Engineering and Design*, vol.187, pp.197-213, 1999.
- [9] J.G. Lee and J.Y. Choi, "Modeling of nuclear power plant steam generator using neural networks", *Journal of Control, Automation and Systems Engineering*, vol.4, pp.551-560, 1998.
- [10] Alexander G. Parlos et al. "Nolinear identification of process dynamics using neural networks", *Nuclear Technology*, Vol. 97, pp.79-96, 1992.
- [11] 천명근, "논리프로세서에 의한 원자력 발전소 증기발생기 모델링," 한국퍼지 및 지능시스템학회논문지, Vol.8, No.6, pp.1-11, 1998.
- [12] Hagan M.T. and M.Menhaj, "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithms", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No.6, pp.989-993, 1994.