한국퍼지 및 지능 시스템학회 논문지 1998, Vol. 8, No. 6. (1998) 1~11

논리 프로세서에 의한 원자력 발전소 증기발생기 모델링

Logic Processor Modeling of a Steam Generator in Nuclear Power Plant

전 명 근
Chun Myung Geun

충북대학교 전기전자공학부

요 약

본 논문에서는 원자력 발전소 증기발생기를 위한 논리 프로세서에 기초한 모델링 방법에 대하여 다룬다. 증기발생기의 모델링은 여러 가지 요소들 중 특히, 열역학성 특성에 기인한 수축(shrink)과 팽창(swell)의 현상을 가지는 비최소위상 특성에 의해 수학적 모델링에 어려움이 있다고 알려져 있다. 이러한 어려움을 극복하기 위해서 본 논문에서는 기존의 신경회로망과는 달리 전문가의 지식을 포함할 수 있으면서 효율적인 학습이 가능한 구조를 가진 논리프로세서(logic processor)를 이용하여 증기발생기 모델링을 행하였으며, 다양한 시뮬레이션을 통하여 제안된 방법의 유용함을 보였다.

ABSTRACT

In this work, we propose a modeling method based on an artifical intelligence technique for a steam generator in a nuclear power plant. Modeling the steam generator is known to be difficult due to several facts; especially, the dynamics of the steam generator is nonminimum phase which is mainly caused by the swell and shrink phenomena from thermal effects. In order to overcome this difficulty, we adopt so-called logic processor whose structure itself has a logical meaning to be easily established and also efficiently learned. Such a manner, we could derive an useful model simulating the dynamics of the steam generator in a nuclear power plant.

1. 서 론

원자력발전소의 운전형태는 여러 가지가 있으나, 우리나라의 경우 대부분이 가압경수로형을 채택하고 있다. 이러한 가압경수로 형태의 발전소에 있어서는, 방사능을 가진 냉각재가 원자로를 거쳐 증기발생기를 돌아 흐르는 1차 계통의 순환수와, 증기발생기에서 터빈,복수기, 급수펌프를 통해 순환하는 2차계통의 순환수가 있다. 핵분열로 인해 가열된 냉각재는 U관에서 열교환에 의해 U관 외부의 물에 열을 전달한 후 냉각재 펌푸에 의해 다시 원자로로 순환되며, 2차 계통에 있어서는 급수펌프에 의해 증기발생기에 들어온 물이 U관에서의 열교환에 의해 비등하여 높은 에너지를 갖는 증기로 만들어 지게 된다. 이 증기의 운동에너지는 터빈을 돌리는 기계에너지로 변환된 후 최종적으로 전기에너지로 변화하게 된다. 터빈에 에너지를 뺏긴 낮은 에너지의 증기는 복수기에서 응축된 후 급수가열기를 거쳐 증기발생기로 되돌려진다(그림 1 참조).

이렇듯 원자력발전소에 있어서 증기발생기는 원자로에서 발생된 열을 받아 증기를 터빈에 공급하는 역할을 한다. 원자력발전소 기동시에는 원자력 출력을 어는 정도 상승시켜 놓고 터어빈 발전기를 운전하여 계통병입해야 하나 증기 발생기 수위가 불안정하여 원자로의 출력이 적절하게 증가되지 않음으로 해서 기동시간이 길어져서 막대한 지장을 초래하거나, 증기발생기에 물이 충분하지 않을 경우 원자로에서 발생하는 열을 제거 할 수 있는 능력이 떨어져, 원자로가 과열될 수 있어 위험한 상황을 초래할 수 있으므로 증기발생기내의 수위를 점검하여, 경계점보다 낮아지면 발전소를 정지하게 된다.

실제 발전소에서 이러한 증기발생기의 수위 불안

*이 논문은 정보통신연구관리단의 "정보통신우수시범학교지원사업"으로 연구되었습니다.

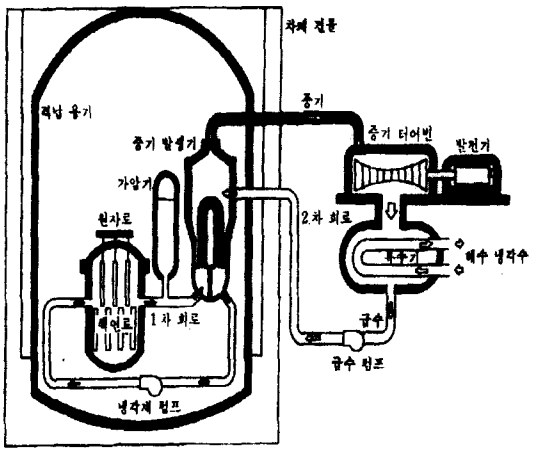


그림 1. 가압경수로형 원자력 발전소의 계통도.

정으로 인하여 운전이 정지되는 경우에 자주 발생하고 있으며, 한번 정지된 발전소를 다시 기동하기 위해서는 까다로운 운전 절차를 밟아야 하며, 숙련된 운전의 수동운전에 의할 수 밖에 없는 상황이다. 따라서, 원자력 발전소에 있어서 증기 발생기에 대한 모델링이 필요하다. 그러나 증기발생기는 수축과 팽창이라는 고유의 특성이 존재함으로서, 비최소 위상 특성(nonminimum phase)을 나타내며, 매우 복잡하고 비선형성을 나타내는 시변시스템이기 때문에 수학적 표현식을 얻기가 힘든 상황이다[1]. 따라서 이러한 특성을 갖는 증기 발생기의 모델링을, 논리 프로세서라는 일종의 뉴로-퍼지(neuro-fuzzy) 방법에 의하여 행하고자 하는 것이 본 논문의 목적이다.

최근에 신경회로망, 퍼지논리, 전문가 시스템 등의 방법을 원자력발전에 적용하려는 연구가 활발하다[2-5]. 이중에서 특히 원자력 발전소의 증기 발생기와 관련한 연구가 활발하다. 이는 증기 발생기에 대한 올바른 모델링을 통해서만이 증기발생기 내부의 변화를 예측하기도 하고 효율적인 제어를 할 수 있기 때문이다.

그러나 위의 연구들은 대부분 기본적인 퍼지 제어기의 구조를 가지고 각 퍼지 변수들에 대한 소속함수들을 지정해야 하는 접근방법을 가지고 있으며, 증기발생기가 가지고 있는 다변수 함수적인 물리적 특성들을 기술하는 데는 한계를 가지고 있으며, 신경회로망에서와 같은 체계적인 학습기능을 구현하지 못한 점이 있다.

따라서 본 논문에서는 먼저 신경회로망의 학습기능과 근사추론이 가능한 퍼지논리의 기능을 융합한 논리 프로세서(Logic processor)를 채택하여, 증기발생기가 가지고 있는 다변수 및 비선형성의 동역학적 성을 표현 할 수 있도록 하였다. 이는 기존의 뉴로-퍼지망과는 달리 동역학적 시스템을 잘 표현 할 수 있을 뿐더러, 구조적으로도 분산모델링이 가능한 관계로 빠르고, 적은양의 계산량을 요구하는 특성을 가지고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 원자력 발전소 증기발생기가 갖는 특성에 대하여 살펴보고, 논리프로세서을 이용한 모의실험에 사용될 학습 데이터 획득을 위한 전달함수에 대해 기술한다. 이어 3장에서는 본 논문에서 적용하고자 하는 논리 프로세서의 구조 및 동작을 규정 짓고 이에 기초한 학습 알고리듬과 이를 적용한 증기발생기 모델링을 위한 모의 실험을 행하였다. 마지막으로 본 논문의 결론을 제시한다.

2. 원자력 발전소와 증기 발생기

2.1 원자력발전소 증기발생기 및 특성

가압경수로형의 원자력 발전소에서 사용하는 전형적인 증기발생기의 구조를 그림 2에 나타내었다. 고리 원자력 발전소인 경우 증기발생기의 높이 및 직경은 각각 20 m 및 4 m 정도가 되고. 급수통로인 하향통로(downcomer)의 직경은 7.2 cm이며, U관은 약 5,600개 이다. 증기발생기의 물은 상부 측에 있는 급수링을 통해 들어와서 증기발생기 용기와 U관다발 외피와의 사이로 흘러 내려왔다가 관다발 하부 끝 주

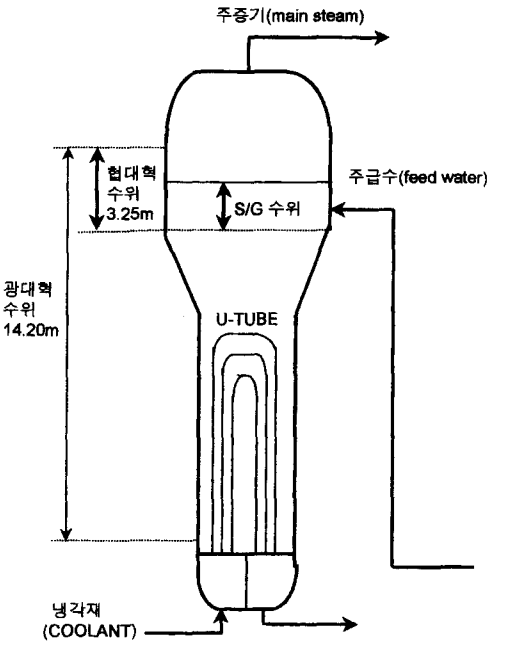


그림 2. 900MW급 원자력 발전소 S/G의 수위.

위에서 다시 U관 외부를 통해 상부로 올라오면서 U관으로부터 열을 전달받아 증기로 변환된다.

위와 같은 증기발생기에 대한 수위의 정의 및 그것의 변동 특성을 살펴보자[6]. 증기발생기 내에는 하부의 물과 상부의 증기가 존재하는데 하부의 물의 높이를 증기발생기 수위라 한다. 증기발생기 수위측정은 그림 2에서와 같이 증기발생기 내부의 대부분을 측정 대상으로 하는 광역수위(Wide Range Level)와 주요 운전부분을 측정 대상으로 하는 협역수위(Narrow Range Level)로 나누어지며 공역수위 측정 범위는 약 1420[Cm] 정도이고 협역수위는 약 325[Cm] 정도이다. 일반적으로 증기발생기 수위라 함은 협역수위를 말한다.

이러한, 증기발생기의 수위변동은 여러 가지 요인이 복합적으로 작용하여 일어난다. 이의 주요한 요인으로는 증기의 압력, 급수의 온도 및 유량, 그리고 냉각재의 온도 등을 들 수 있다. 위와 같은 증기 발생기는 수위의 제어변수인 급수량과 냉각재의 온도와 다음과 같은 특성 관계를 가지고 있다.

증기발생기의 급수량을 증가시키면 초기에는 하향통로의 수량증가로 수 위가 올라가며, 이곳의 물은 서서히 U관 주변으로 들어간다. 이 경우 급수의 온도가 비교적 낮기 때문에 U관 주변의 온도는 떨어지고 증기발생량이 줄어들어 습분 분리기로부터 떨어지는 수량이 줄면서 수위는 다시 낮아진다. 그러나 더욱 시간이 지나면 U관 주변 물의 온도가 다시 올라가면서 증기량이 증가 하고 이로 인하여 습분 분리기에서 되돌아오는 수량이 증가하여 수위는 다시 증가한다.

반대로 급수량를 갑자기 줄이면 증기발생기 내의 물은 팽창되면서 수위가 높아지는 반전현상이 일어난다. 저출력 운전에서 급수량의 변화에 의한 수축 및 팽창현상은 더욱 크게 일어나며, 반전현상은 시간이 지남에 따라 점차적으로 해소되면서 안정된 수위를 찾게 된다. 증기발생기 하부의 물은 가열, 비등하기 때문에 물과 함께 기포 형태의 증기가 혼재하고 있다. 동일한 질량의 물에서 기포의 영향을 분석하면 물 속의 기포가 많으면 부피가 늘어나 수위는 증가하고 기포가 적으면 부피가 줄어들어 수위는 감소하게 된다.

이와 같이, 발전소 운전 중 갑작스런 증기유량의 증가로 증기압이 감소하면 물 속의 증기량이 늘어나서 수위가 증가하는데 이런 현상을 팽창(Swell)이라 하며 반대로 증기 유량의 감소로 증기압이 증가하면 기포량이 줄어들어 수위는 감소하는데 이런 현상을 수축(Shrink)이라 한다.

한편 이와 함께, 급수온도에 의해서도 수위는 영향을 받는다. 증기발생기에 공급되는 급수의 온도가 낮을 경우에는 수위가 저하되어 급수 유량을 증가시켜도 수위가 증가하는 것이 아니라 낮은 온도의 급수가 증기발생기 내의 물을 응축시켜 수위는 오히려 감소하며 계속된 급수의 증가에도 수위가 증가하지 않다가 공급된 급수가 가열된 후 수위가 증가하기 시작하여 급수 유량을 감소시키더라도 수위는 이미 공급된 급수 증가량만큼 계속 증가한다. 이러한 현상은 전달함수로 나타낼 때 비최소 위상시스템(nonminimum phase system)이 된다.

표 1. 각 출력레벨에서의 초기값 및 변동값

각 출력에서의 초기값				입력된 변동값	
Power (%)	W_{fw} (Kg/sec)	T_p (K)	T_{fw} (K)	ΔW_{fw} (Kg/sec)	ΔW_s (Kg/sec)
5.0	16.66	563.3	318.2	8.33	8.33
10.0	33.30	368.1	318.2	16.65	16.65
15.0	52.51	569.8	348.6	16.65	16.65
20.0	76.65	571.5	399.3	16.65	16.65
25.0	102.30	573.2	432.7	16.65	16.65
30.0	125.28	574.9	444.2	16.65	16.65

모든 출력에서 냉각수의 온도 및 주급수의 온도의 변동분은 각각 ΔT_p=5K, ΔT_{fw}=33K

2.2 증기 발생기의 전달함수 모델링

증기발생기의 수위는 그 특성상 주급수량과 주 증기량의 두가지 요소 이외에 주급수의 온도 및 냉각재의 온도와도 밀접한 관계가 있음이 밝혀졌다. [7]에서 857MWt급 증기발생기에 대해 열수력학적 모델링을 행한 후 여기에 표 1과 같이 각 출력 레벨에서의 특정 인자의 변화량을 가하여 각각의 수위변화를 관찰함으로서 각 인자에 대한 영향을 구하였다.

이를 토대로 급수량의 증가에 다른 수위의 변화와 발전소 출력 P(%)와의 관계는 다음과 같이 구해진다.

$$H_1(s) = \frac{K_1}{s} + V_{s1} \cdot \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2a \cdot + \omega_n^2} \quad (1)$$

$$K_1 = 1.11 \times 10^{-4}$$

$$V_{s1} = -0.012097 \cdot \exp[-0.09067P] - 0.001$$

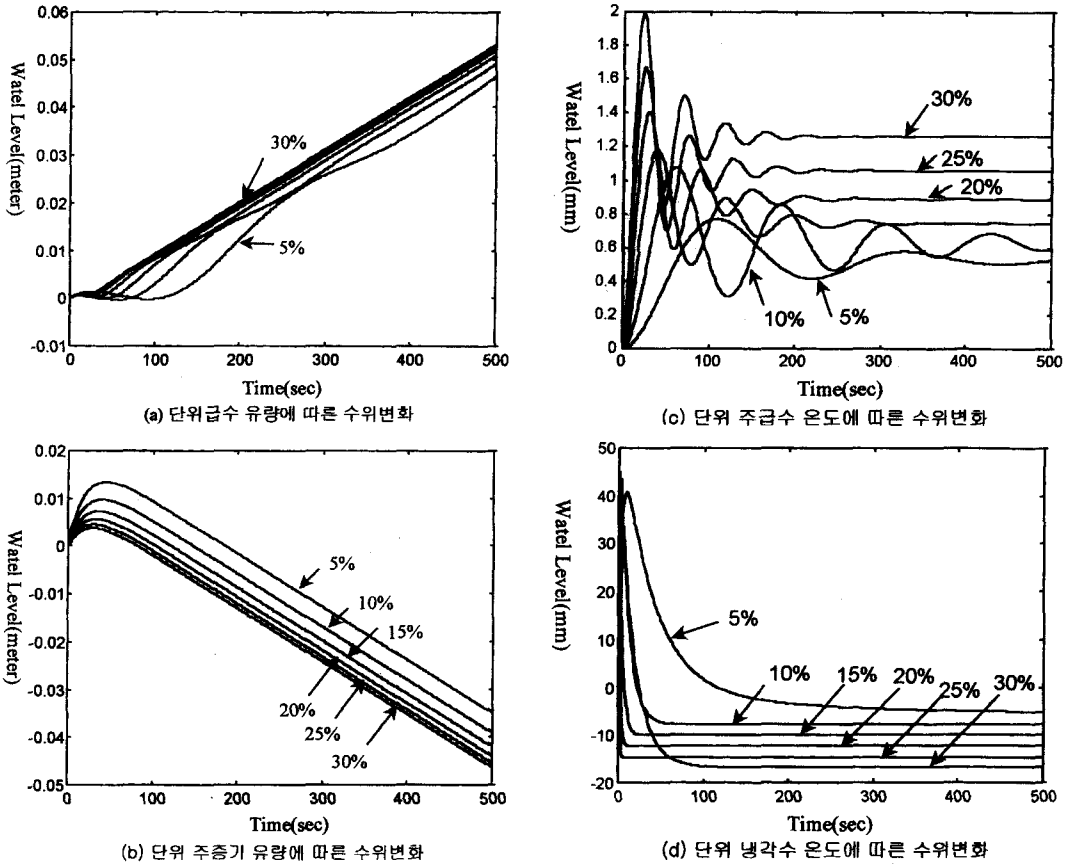
$$a = \zeta \omega_n$$

$$\omega_n = \pi / \frac{t_p}{\sqrt{1-\zeta^2}}$$

$$\zeta = 0.1985 \cdot \exp[0.03P]$$

$$t_p = 196.37 \cdot \exp[-0.1245P] + 30$$

그림 3(a)는 각 출력레벨에서의 전달함수에 대한 계단응답특성을 나타내고 있다. 저출력에서 급수유량의 증가에 따른 Shrink 현상이 현저함을 알 수 있다.



(a) 단위급수 유량에 따른 수위변화 (c) 단위 주급수 온도에 따른 수위변화

(b) 단위 주증기 유량에 따른 수위변화 (d) 단위 냉각수 온도에 따른 수위변화

그림 3. 네가지 요소를 고려한 모델에서의 수위응답.

한편, 증기량을 증가시키는 경우, 수위의 변화는 선형감소와 팽창효과의 합이 되며 다음과 같은 전달함수로 표시할 수 있다.

$$H_2 = -\frac{K_1}{s} + V_{s2} \cdot \frac{0.05}{s+0.05} \tag{2}$$

$$V_{s2} = 0.0196 \cdot \exp[-0.0735P] + 0.007$$

그림 3(b)에 증기량 증가에 의한 수위의 반응 나타내었다. 급수량 증가와 증기량 증가에 의한 수위의 반응을 비교해 보면 같은 양의 변화에 대해 팽창효과가 수축효과보다 현저하게 크며 5% 출력에서는 2배 이상, 30% 출력에서는 4배 이상이 된다. 그 이유는 증기가 급수에 비해 비체적이 크므로 증기량의 단위변화에 의한 증기발생기 내의 증기부피는 급수량의 단위변화에 의한 증기부피의 변화보다 크기 때문이다.

1차측 냉각재의 온도변화에 대한 전달함수는 아래와 같으며,

$$H_3(s) = \left(K_2 \cdot \frac{(a-b)s}{(s+a)(s+b)} - K_3 \cdot \frac{c}{s} + c \right) \cdot e^{-2s} \tag{3}$$

$$K_2 = 2.23\times 10^{-2} + 0.01P - 6\times 10^{-4}P^2 + 1.17\times 10^{-5}P^3, \quad P \le 25\%$$

$$= 0.071 - 4\times 10^{-4}(P-25), \quad P > 25\%$$

$$K_3 = 0.0041 + 2.7\times 10^{-4}P + 1.1\times 10^{-5}P^2 - 2\times 10^{-7}P^3 \quad P \le 50\%$$

$$= 0.023 + 2.58\times 10^{-4}(P-50) \quad P > 50\%$$

$$a = -0.052 + 0.063P - 0.0037P^2 + 0.0008P^3 \quad P \le 25\%$$

$$= 0.46 + 0.024(P-25) \quad P > 25\%$$

$$b = \frac{a}{10}$$

$$c = 0.399P - 1.99P \quad P \le 10\%$$

$$= 0.04P - 2.0, \quad 10\% < P \le 30\%$$

마지막으로 급수온도를 변화시켰을 때의 전달함수는

$$H_4(s) = K_4 \cdot \exp[0.0348P] \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2a \cdot s + \omega_n^2} \tag{4}$$

$$K_4 = 4.43\times 10^{-4}$$

$$t_p = 195 \cdot \exp[-0.16P] + 22$$

$$\zeta = 0.535 \cdot \exp[-0.16P] \quad P < 15\%$$

$= 0.172,$ $P \geq 15\%$

와 같고 a 및 ω_h은 식 (1)에서의 관계와 동일하다.

그림 3(c)(d)와 같이 1차측 냉각재온도에 의한 수위의 반응은 초기에 급격한 증가를 보인 후 시간이 지남에 따라 일정값으로 수렴되고 있으며 초기출력이 낮을수록 수위의 회복에 많은 시간이 걸리고 있다.

3. 논리 프로세서를 증기발생기 모델링

3.1 논리 프로세서 (Logic Processor)와 학습방법

퍼지논리와 신경회로망의 융합에 관한 연구는 최근에 활발히 진행되고 있다[8]. 이와 관련하여, Hirota는 퍼지논리에 기초한 연산 특성과 신경회로망의 구조를 갖는 논리뉴런(logic neuron)을 제안하였다[9]. 이에 따르면, AND 뉴런의 경우는 각 퍼지입력값과 가중치에 대하여 OR을 취하여 구해진 값에 대하여 최종적으로 AND값을 구하도록 동작된다. 이와 반대로 OR 뉴런의 경우는 각 퍼지입력값과 가중치에 대하여 AND를 취하여 구해진 값에 대하여 최종적으로 OR값을 구하도록 동작된다. 좀 더 구체적으로 AND 및 OR뉴런의 동작 특성을 살펴보자.

먼저, 각 AND 뉴런의 입력값을 $x=[x_1, x_2, \cdots, x_n] \in [0\ 1]^n$라 놓고, 각각의 연결강도의 값, 즉 가중치를 $w=[w_1, w_2, \cdots, w_n] \in [0\ 1]^n$라 놓으면, AND 뉴런의 동작은 다음식으로 표현된다.

$$y = AND\ (x\ ;w) \tag{5}$$

즉,

$$y = T_{i=1}^{n}\ [x_i\ s\ w_i] \tag{6}$$

여기서, T는 t-norm을 나타내고, s는 s-norm을 나타낸다. 위의 AND 뉴런은 논리적 성질로부터 다음과 같은 경계조건을 만족해야 한다.

$$AND(1\,;w) = 1, AND(0\,;w) = g(w) \tag{7}$$

여기서, $g:[0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$는 단조 증가 함수이다. 또한,

만약 $x' \leq x$, 이면 $AND(x'\,;w) \leq AND(x,\ w)$인 조건을 만족해야 한다.

한편, OR 뉴런의 동작은 다음과 같다.

$$y = OR\ (x\ ;w) \tag{8}$$

즉,

$$y = S_{i=1}^{n}\ [x_i\ t\ w_i] \tag{9}$$

여기서, t는 t-norm을 나타내고, S는 s-norm을 나타낸다. 위의 OR 뉴런은 논리적 성질로부터 다음과 같은 경계조건을 만족해야 한다.

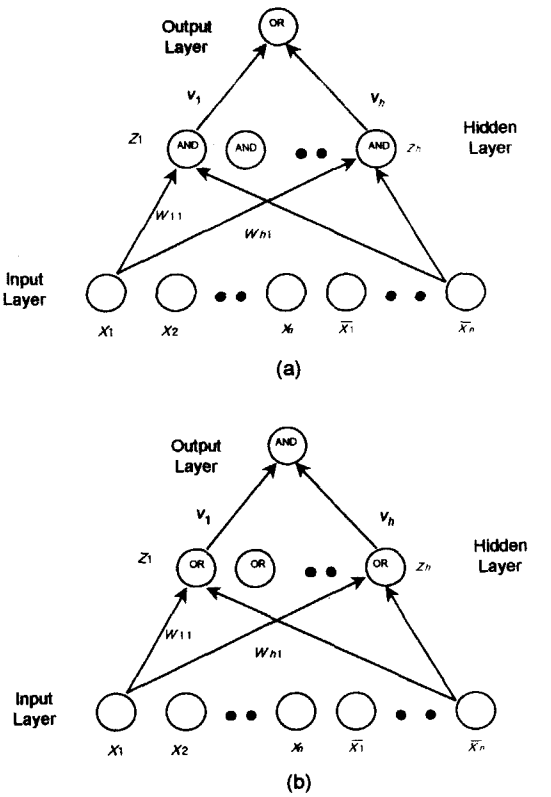


그림 4. Logic processor의 종류. (a) Sum of minterms (SOM), (b) Product of maxterms(POM)

$$OR(0\,;w) = 0, AND(1\,;w) = h(w) \tag{10}$$

여기서, $h:[0,1]^n \rightarrow [0,1]$는 단조 증가 함수이다. 또한,

만약 $x' \leq x$, 이면 $OR(x'\,;w) \leq OR(x,\ w)$인 조건을 만족해야 한다.

위와 같은 논리 뉴런을 기초로 논리 프로세서(Logic processor; LP)를 정의 할 수 있다. 논리 프로세서는 Pedrycz[10]에 의해 제한된 일종의 퍼지 신경회로망이다. 이러한 논리 프로세서의 구현 방법에는 그림 4와 같이 Sum of Minterm(SOM)과 Product of Maxterm(POM)의 두가지가 있는데, 본 연구에서는 그림 4(a)와 같은 SOM형태의 논리 프로세서를 채택하여 연구를 행하였다. 그러면 이의 동작을 간략히 살펴 보도록 하자.

먼저, 입력되는 퍼지 벡타 $X=[x_1\ x_2\ \cdots\ x_n]$는 n차원이라 하고 은닉층의 뉴런의 개수를 h라 하자. 그러면 입력층에서는 먼저, 입력 퍼지 벡타의 각요소 x_i에 대한 보수값(complement)을 $\bar{x}_i$을 구하여 다음과 같이

놓는다.

$$x_{(n+i)}=\bar{x}_i, \quad i=1,\cdots,n \tag{11}$$

따라서 입력층의 퍼지벡타의 차원은 2n이 된다. 이렇게 입력된 퍼지입력값은 은닉층에서는 다음과 같은 동작을 한다.

$$z_j=T_{i=1}^{n}\,(w_{ji}\ s\ x_i)t\ T_{i=1}^{n}\,(w_{j(n+i)}s\ \bar{x}_i),\ \ j=1,2,\cdots,h \tag{12}$$

이후에 최종적으로 출력층에서는 다음과 같이 출력값을 구한다.

$$y=S_{j=1}^{h}\,(v_j\ t\ z_j) \tag{13}$$

이제 앞에 설명된 논리 프로세서에서의 학습에 대하여 살펴보자. 먼저, $x^k(k=1, 2, \ldots N)$를 논리 프로세서의 입력이라 하고, 여기에 대응되는 원하는 출력을 t^k라 한 후, 논리 연산자의 역할을 $LP(\cdot)$의 함수로 표시한 후 다음과 같은 성능지수를 정의한다.

$$Q=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{N}(LP(x^k)-t^k)^2 \tag{14}$$

여기서, N은 입출력 데이터의 개수를 나타낸다. 그러면, 학습은 위의 함수값 Q를 최소화 하는 방향의 최대 경사법(steepest descent method)을 이용하여 다음과 같이 구하여 진다. 수식을 전개하기 위해서는 t-norm과 s-norm을 정의해야 하는데 본 연구에서는 t-norm으로는 곱하기(product) 연산자를 그리고 s-norm으로는 확률적 합(probabilistic sum)을 사용하고자 한다. 이에 따르면[11], $x_1, x_2 \in [0\ 1]$에 대하여

$$x_1 tx_2=x_1\cdot x_2 \tag{15}$$

$$x_1 sx_2=x_1+x_2-x_1\cdot x_2 \tag{16}$$

와 같이 정의 된다. 그러면, 오류역전파(error back propagation)에 의한 학습 알고리듬은 다음과 같다. 먼저, 출력 층에서는

$$\frac{\partial Q}{\partial w_{ji}}=\frac{[LP(x)-t]\partial y}{\partial w_{ji}},\qquad j=1,2,\cdots,h,\ \ i=1,2,\cdots,2n \tag{17}$$

이고,

$$\frac{\partial Q}{\partial v_j}=\frac{[LP(x)-t]\partial y}{\partial v_j},\ \ j=1,2,\cdots,h. \tag{18}$$

이다.

윗 식은 다시 다음과 같이 표현이 된다.

$$\frac{\partial Q}{\partial v_j}=\frac{\partial}{\partial v_j}[S_{k=1}^{h}\,(v_k\ t\ z_k)]=\frac{\partial}{\partial v_j}[A_j s\ (v_j\ t\ z_j)] \tag{19}$$

여기서 $A_j=S_{k\neq 1}^{h}(v_k\ t\ z_k)$ 이다. 위의 식에 앞서 정의된 t-norm과 s-norm을 적용하면, 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial}{\partial v_j}[A_j+v_jz_j-A_jv_jz_j]=z_j(1-A_j) \tag{20}$$

한편, chaining rule에 의하면 $\dfrac{\partial y}{\partial w_{ji}}=\sum_{k=1}^{h}\dfrac{\partial y}{\partial z_k}\dfrac{\partial z_k}{\partial w_{ji}}$

의 관계가 있다. 또한 모든 $k\neq j$에 대하여, $\dfrac{\partial z_k}{\partial w_{ji}}=0$

이므로 $\dfrac{\partial y}{\partial w_{ji}}=\dfrac{\partial y}{\partial z_j}\dfrac{\partial z_j}{\partial w_{ji}}$이 된다. 따라서

$$\frac{\partial y}{\partial z_j}=\frac{\partial}{\partial z_j}\,[S_{k=1}^{h}\,(v_k\ t\ z_k)]=\frac{\partial}{\partial z_j}\,[A_j s(v_j\ t\ z_j)] \tag{21}$$

윗식에서 $A_j=S_{k\neq 1}^{h}(v_k\ t\ z_k)$ 이다. 그러므로

$$\frac{\partial y}{\partial z_j}=\frac{\partial}{\partial z_j}\,[A_j+v_jz_j-A_jv_jz_j]=v_j(1-A_j) \tag{22}$$

$$\frac{\partial z_j}{\partial w_{ji}}=\frac{\partial}{\partial}w_{ji}[\Phi_{i=1}^{n}\,(w_{ji}+x_i-w_{ji}x_i)\cdot \prod_{i=1}^{n}(w_{j(n+i)}+\bar{x}_i-w_{j(n+i)}\bar{x}_i)] \tag{23}$$

최종적으로 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\frac{\partial z_j}{\partial w_{ji}}=\begin{cases}C_{ji}(1-x_i) & \text{if } 1\le i\le n\\ C_{ji}(1-\bar{x}_i) & \text{if } (n+1)\le i\le 2n\end{cases} \tag{24}$$

여기서 C_{ji}는 w_{ji}를 포함하지 않는 s-norm항들의 곱을 나타낸다.

위의 사실들을 종합하여 각 학습단계 k에서의 논리 프로세서의 가중치들에 대한 갱신관계식은 다음과 같다.

$$w_{ji}(k+1)=w_{ji}(k)-\alpha\frac{\partial Q}{\partial w_{ji}} \tag{25}$$

즉,

$$w_{ji}(k+1)=\begin{cases}w_{ji}(k)-\alpha\delta v_j(1-A_j)C_{ji}(1-x_i) & \text{for } 1\le i\le n\\ w_{ji}(k)-\alpha\delta v_j(1-A_j)C_{ji}(1-\bar{x}_i) & \text{for } (n+1)\le i\le 2n\end{cases} \tag{26}$$

$$v_j(k+1)=\bar{v}_j(k)-\alpha\frac{\partial Q}{\partial v_j}$$

$$= v_j(k) - \alpha \delta z_j(1 - A_j) \quad \text{for } 1 \le j \le h \tag{27}$$

윗식에서 α는 학습률(learning rate)을 나타내고 $\delta = LP(\cdot) - t$로 k단계 에서의 목표값과 출력값과의 차, 즉 오차를 나타냄.

한편, 앞에 설명된 논리프로세서는 임의의 차수를 갖는 동적시스템(dynamic system)을 기술 할 수 있는 구조를 가지고 있다. 즉, 상태변수 x_i를 가지는 p 차원의 동적시스템에 대한 논리프로세서는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} x_i(k+1) = LP_i[&x(k), x(k-1), u(k-1), \cdots, x(k-p+1), \\ &\bar{x}(k), \bar{x}(k-1), \bar{u}(k-1), \cdots, \\ &\bar{x}(k-p+1), connections\,]\; p = 2, 3, \cdots \end{aligned} \tag{28}$$

윗식에서 $u(k)$는 시스템의 입력을 나타낸다.

3.2 논리 프로세서에 의한 증기발생기 모델링

이제, 앞에서 제시된 논리 프로세서를 이용하여, 원자력발전소 증기발생기의 모델링에 대하여 살펴보자. 논리프로세를 이용하여 모델링하기 위해서는 효과적인 학습방법과 이를 위한 입 · 데이터가 필요하다. 먼저, 학습방법에 대하여 살펴보자. 학습의 형태에는 여러 가지가 있으나 본 연구에서는 그림 5와 같은 순방향 학습방법을 채택하였다. 이 방법에 따르면, 동일한 입력을 증기발생기와 논리발생기에 입력하여 이 두 개에서 나오는 출력의 차를 오차로 하여서, 논리프로세서의 가중치를 조절해 나가는 방법이 된다. 이때, 가중치를 변화 시키는 학습 방법은 3.1에서 설명된 방법과 같다.

논리프로세서를 구성하기 위하여 우선 정해져야 하는 것인 각 변수에 대한 논리 프로세서의 개수이다. 이는 사용되어지는 각 변수에 대한 소속함수의 개수와 같은수이다. 본 연구에서는 그림 6와 같은 소속함수를 정의하고 이를 시뮬레이션에 사용하였다. 먼저, 입력변수에 대해서는 -6~+6의 값으로 정규화(normalize)하여 LNeg(Large Negative), SNeg(Small Negative), Zero, SPos(Small Positive), LPos(Large Positive) 등의 모두 5개의 소속함수를 정의하였다. 유사하게, 출력변수에 대해서도 -16.5~+16.5로 정규화 하여 5개의 소속함수를 정의 하였다.

또한 정의해야 될 것이 대상 시스템의 차수를 논리프로세서에 반영하는 일이다. 이는 앞의 식 (28)에서 입출력변수에 대한 차수를 반영하는 것이 되며, 본연구에서는 증기발생기의 전달함수식 및 여러번의 실험을 거쳐서 다음과 같이 2차의 논리 프로세서로 모델링하였다. 즉, 각각의 논리프로세서가 다음의 식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} y_i(k+1) = LP_i[&\tilde{y}(k), \tilde{y}(k-1), u(k), u(k-1), \\ &\tilde{y}(k), \tilde{y}(k-1), \bar{u}(k), \bar{u}(k-1), connections\,] \end{aligned} \tag{29}$$

증기발생기의 모델링에 있어서 입력변수는 증기발생기의 수위에 영향을 미치는 요소들 즉, 주급수 유량, 증기량, 냉각제 온도, 급수온도 등이 되며, 출력변수로는 증기발생기의 수위가 된다. 앞에서 출력변수에 대하여 모두 5개의 소속함수를 정의하였으므로, 시뮬레이션에 사용될 논리프로세서의 개수는 모두 5개가 된다.

정리해보면, 증기발생기의 수위레벨을 나타내는 각 소속함수에 대하여 각각 독립적인 5개의 논리프로세서가 구현되게 된다. 각 단계 k에서 주어진 입력과 (k-1)에서 계산된 출력값에 대하여 그림 6(a)의 소속함수

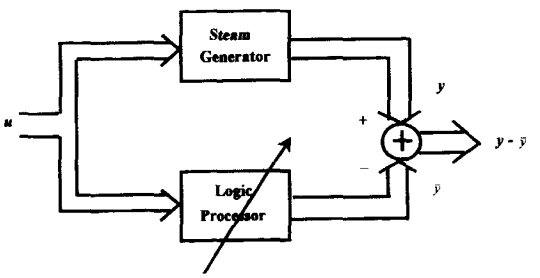


그림 5. 순방향 학습 방법.

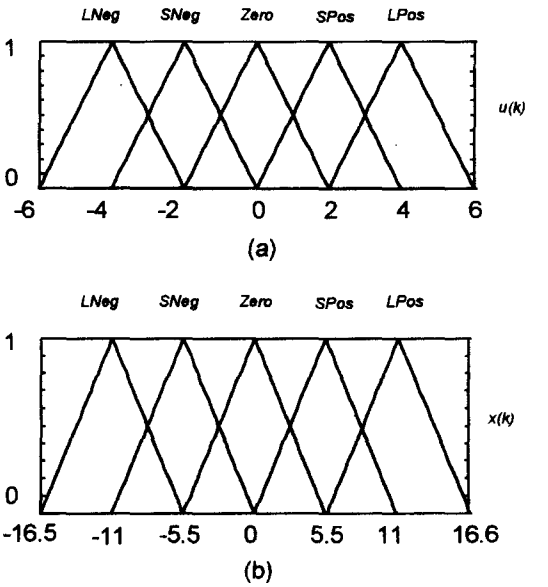


그림 6. 소속함수. (a) 입력변수에 대한 소속함수, (b) 출력변수에 대한 소속함수.

를 이용하여 퍼지화(fuzzification)를 하게 된다. 이렇게 얻어진 퍼지값들에 대하여 식 (29)를 이용하여 각 논리프로세서의 출력을 구한 후, 무게중심법을 이용하여 비퍼지화(Defuzzification) 과정을 거치게 된다. 그림 6(b)와 같은 소속함수의 형태에 대해서는 무게 중심은 다음과 같이 비교적 간결한 형태로 표시된다.

$$\bar{y} = \frac{y_1 \cdot r_1 + y_2 \cdot r_2 + y_3 \cdot r_3 + y_4 \cdot r_4 + y_5 \cdot r_5}{y_1 + y_2 + y_3 + y_4 + y_5} \quad (30)$$

위식에서 r_i는 각소속함수의 대표값(modal value)를 나타내며, 본연구에서 사용된 소속함수에 의하면 $[r_1\ r_2\ r_3\ r_4\ r_5]$=[-11 -5.5 0 +5.5 +11] 이다.

최종적으로 논리프로세서의 구성을 결정짓는 요소는 은닉층의 뉴런의 개수이다. 본 연구에서는 여러번의 실험을 거친 후, 학습시간 및 성능을 고려하여 은닉뉴런은 모든 7개로 하였다. 지금까지의 사실로부터, 각각의 논리 프로세서는 입력층의 뉴런의 개수가 40개이고 은닉층 7개 그리고 출력층 1개로 이루어짐을 알 수 있다. 이제는, 위와 같은 논리 프로세서를 학습시키기 위한 입·출력데이타의 획득에 대하여 살펴보자.

우선 입출력데이타를 얻기 위해 사용된 시뮬레이션 모델은 2.2장에서 설명된 네가지 주요요소를 고려한 전달함수를 이용하였다. 가장 바람직 하게는 실제 원자력발전소의 증기발생기에 대하여 여러 가지 입력에 대한 출력을 행하는 것이나, 이는 현실적으로 불가능한 일이다. 따라서 본 연구에서는 간접적이나마 증기 발생기의 특성을 가장 잘 나타낼 수 있는 식으로 전달함수를 택하였다. 그 중에서도 증기발생기의 수위에 영향을 미치는 중요한 네가지 요소 즉, 급수량, 주증기량, 급수온도, 냉각재 온도 등을 모두 고려한 식을 이용하였다.

구성된 논리프로세서를 적절히 학습시키기 위해서는 입출력 데이터가 우리가 선정한 퍼지 입력공간내

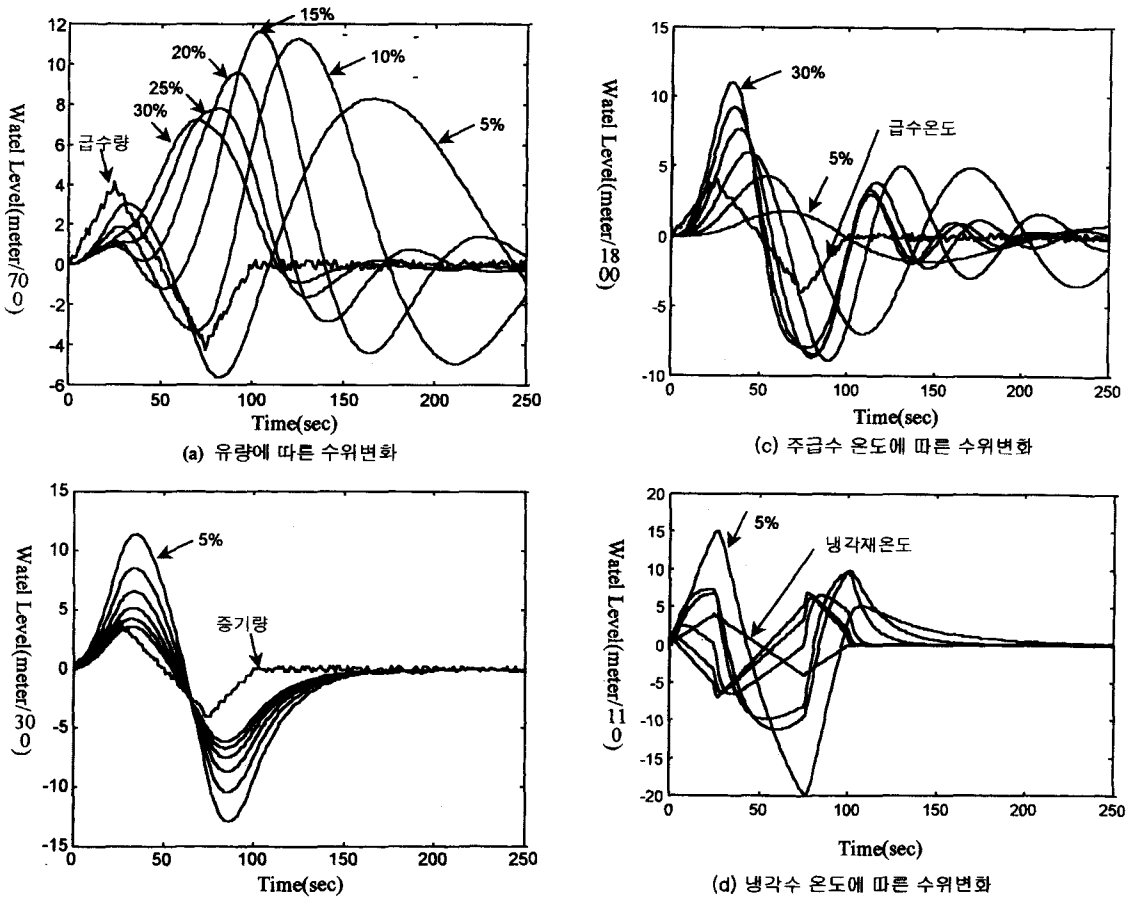


그림 7. 학습을 위해 사용된 입출력 데이타.

의 모든 값들을 고루 갖는 것이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 그림 7과 같이 모든 입력 변수에 대하여 ramp형태의 입력을 가하여 각각의 수위응답특성을 기록하여 이를 학습을 위한 자료로 사용하였다. 입력을 가함에 있어서, random noise를 첨가하여 다양한 입력값에 대하여 학습이 되도록 하였다.

앞에서 설명된 바와 같은 논리 프로세서를 이용하여 증기발생기의 수위에 영향을 미치는 네가지 요소에 대하여, 250개의 샘플과 1초의 샘플링 시간을 가지고 학습하고 그 결과를 살펴보았다. 특히 Swell 및 Shrink 현상이 두드러지는 저출력에서의 수위변화를 집중적으로 살펴 보았다. 그림 8에서 그림 11은 각각 출력 10%에 대한 급수유량, 증기량, 급수온도, 그리고 냉각재 온도의 ramp 변화에 대한 응답을 학습시킨 결과를 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 각 입력요소에 대한 출력 특성을 잘 나타내고 있음을 알 수 있다.

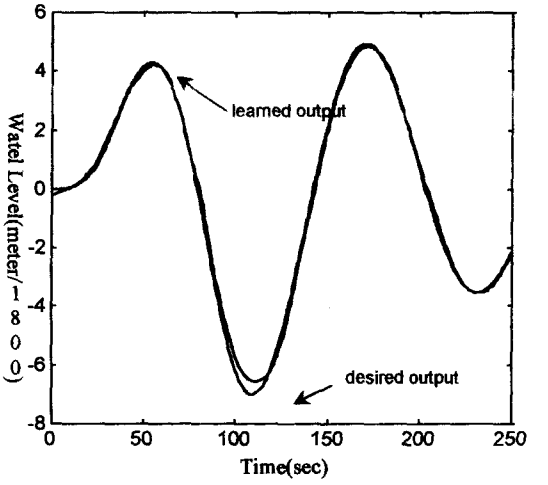


그림 10. 급수온도의 변화에 대한 학습결과(출력 10%).

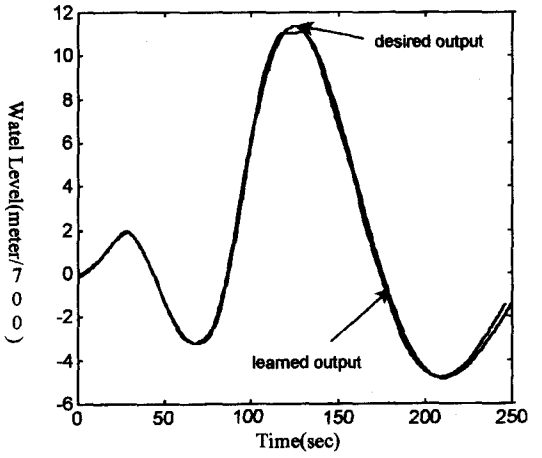


그림 8. 급수량의 변화에 대한 학습결과(출력 10%).

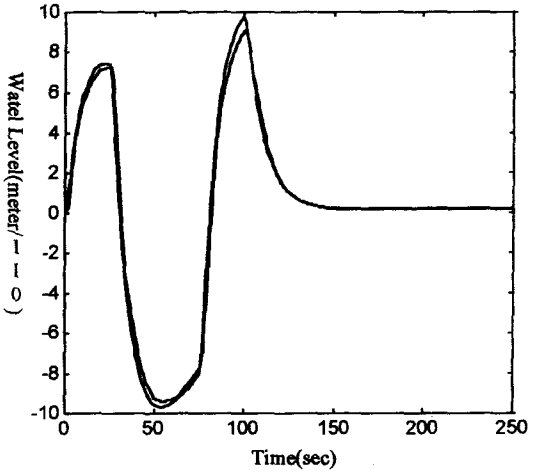


그림 11. 냉각재온도의 변화에 대한 학습결과(출력 10%).

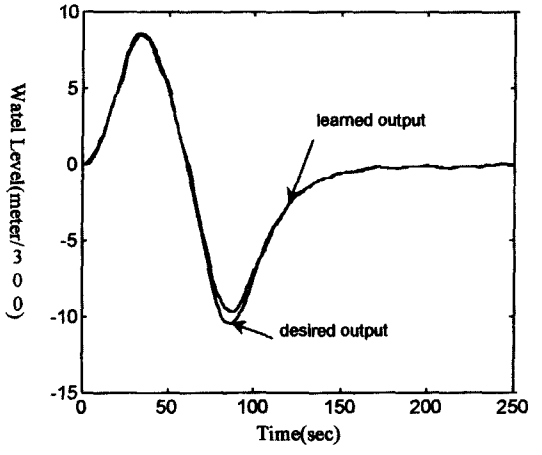


그림 9. 증기량의 변화에 대한 학습결과(출력 10%).

제시된 방법의 수렴속도를 살펴보고자, 출력 20%에서의 급수량의 변화에 대한 수위응답을 몇몇 학습단계에서 나타낸 것이 그림 12이다. 그림에서 알 수 있듯이 3번째 학습 단계에서의 출력은, 학습초기에 모든 가중치들을 임의의 값으로 놓기 때문에 원하는 출력과는 큰차이를 보이고 있다. 그러나 10번째 학습단계의 결과를 보면 원하는 출력의 경향과 같은 출력을 내고 이후 오차를 대폭 줄이는 방향으로 출력이 개선 됨을 알 수 있다. 이후 50번째 이후에는 개선량이 작아지고 원하는 값으로 수렴해 나감을 알 수 있다. 그림 13은 각 학습 단계에서 다음과 같은 오차의 자승합(sum of square error)을 나타내고 있다.

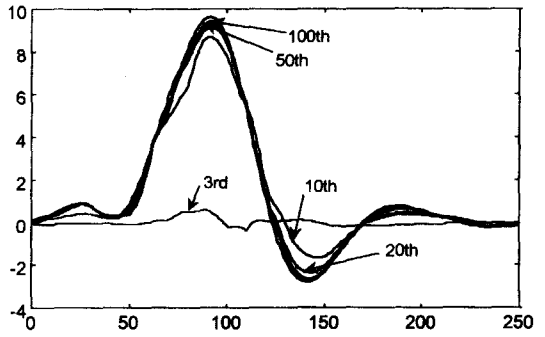


그림 12. 각 학습단계에서의 출력.

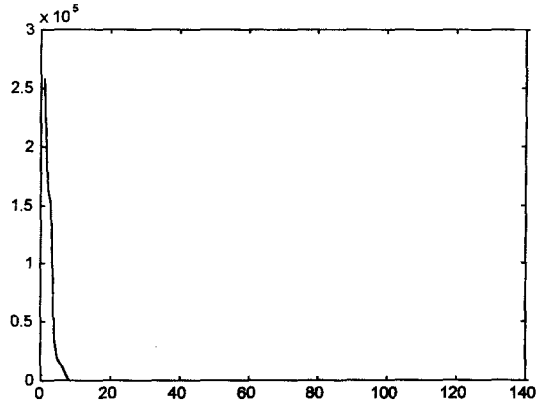


그림 13. 각 학습단계에서의 학습오차.

$$Error_i = \sum_{k=1}^{250} (y(k) - \tilde{y}_i(k))^2 \qquad (31)$$

윗식에서, $y(k)$는 k 샘플링시각에서의 원하는 출력값을 나타내고 $\tilde{y}_i(k)$는 i번째 학습단계에서의 k번째 샘플링시각에서의 논리 프로세서의 출력을 나타낸다. 그림에 나타난 결과에 따르면, 10번째 학습 이후의 학습오차가 현저하게 작아짐을 나타내고 있다. 이는 제시된 모델링 방법이 빠른 수렴속도를 가지고 있음을 알 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 논리프로세서에 의한 원자력발전소 증기발생기의 모델링과 모의실험을 통하여 그 유용성을 보였다. 증기발생기는 원자로에서 발생된 열을 받아 증기를 터빈에 공급하는 역할을 하는 것으로, 증기발생기에 물이 충분하지 않을 경우, 원자로가 과열될 수 있어 위험한 상황을 초래할 수 있다. 실제 발전소에서 이러한 증기발생기의 수위 불안정으로 인하여 운전이 정지되는 경우에 자주 발생하고 있다.

그러나 증기발생기는 비선형이 크고 다변수로 구성되어 있으므로 수학적 표현식을 얻기가 힘들뿐 아니라 이러한 수학적 모델에 기초한 제어알고리듬을 구현하기는 더욱 힘든 상황이다. 따라서 이러한 특성을 갖는 증기발생기의 모델링을, 신경회로망의 학습기능과 근사추론이 가능한 퍼지논리의 기능을 융합한 논리 프로세서를 이용하여, 증기발생기가 가지고 있는 다변수 및 비선형성의 동역학적 특성성을 표현할 수 있도록 하였다.

본 논문의 결과를 잘 나타내기 위해서는 실제 원자력발전소의 증기발생기에 다양한 입력을 넣어서 구한 데이터를 이용하여 학습시키는 것이 가장 바람직하나, 이는 원자력 발전소의 운전특성상 불가능하며, 열수력(thermal hydraulic)에 의한 모델을 이용하는 것 또한 수치해석적인 방법이 동원되는 관계로 수치계산의 안정도(numerical stability) 문제로 인하여 임의의 입력에 대한 출력 데이터를 얻는 것이 현실적으로 어렵다. 따라서, 본 논문에서는 열수력 모델로부터 얻어진 원자력 발전소 출력의 구간 선형으로 얻어진 전달함수로부터 학습데이타를 얻었다. 논문에서 적용된 근사화된 식은 여러 연구를 통하여 증기발생기의 동적 특성을 잘 나타내고 있음을 보이고 있다[6]. 이미 신경회로망과 퍼지추론시스템은 임의의 다변수 비선형시스템을 원하는 정밀도로 근사화 할 수 있는 "Universal Approximator"임이 증명되어 있다[8]. 따라서 이들을 이용한 모델링 연구에 있어서는 적용되는 퍼지신경망이 구조적으로 대상 플랜트를 잘 표현할 수 있는지 수렴속도 등의 성능이 중요한 논점이라 생각된다.

정리하여, 논 논문에서 제안한 방법의 실제 원자력 발전소에의 적용에 대하여 생각해보자. 먼저, 원자력 발전소의 운전 특성상 다양한 데이터를 얻을 수 없으므로, 우선 근사화된 선형모델로부터 데이터를 얻어 퍼지 신경망 모델을 구하고, 퍼지 신경망 모델의 장점인 학습 기능을 이용하여, 실제 발전소를 운전할 때 얻은 데이터로 그 모델을 학습시킴으로써 다입력 시스템인 실제 발전소의 동특성이 갖는 비선형과 입력변수들간의 간섭특성 등을 간단한 한 개의 퍼지 신경망 모델로 표현함이 가능하다. 더욱이, 본 논문에서 사용된 논리 프로세서는 기존의 뉴로-퍼지망과는 달리 동역학적 시스템을 잘 표현 할 수 있는 구조적 특성과 분산모델링이 가능한 관계로 빠르고, 적은양의 계산량을 요구하는 특성을 가지고 있다.

참고문헌

[1] Wencheng Wu and Chaung Lin, "Optimal reliable

control system design for steam generators in presurrized water reactor", *Nuclear Technology*, **106**, 216-224, 1994.

[2] Nanju Na, Keechoon Kwon, Changshik Ham, and Zeungnam Bien, "A study on water level control of PWR steam generator at low power and the self-tuning of its fuzzy controller", *Fuzzy Sets and Systems*, **74**, 43-51, 1995.

[3] G. Irwin, M. Brown, B. Hogg, E. Swidenbank, "Neural network modelling of a 200MW boiler system", *IEE Proceedings of Control Theory Application*, **142**(6), 529-536, 1995.

[4] Da Ruan, "Fuzzy Logic in the nuclear research world", **74**, 5-13, 1995.

[5] T. Iijima, Y. Nakajima, and Y. Nishiwaki, "Applicationn of fuzzy logic control system for reactor feed-water control", *Fuzzy Sets and Systems*, **74**, 61-72, 1995.

[6] 박기용, 증기 발생기 수위제어를 위한 퍼지 학습 제어시스템 개발에 관한 연구, 한국과학기술원 원자력공학과 박사학위논문, 1996.

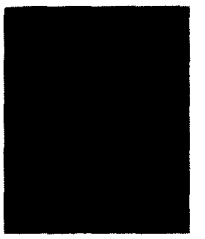
[7] 이윤준, 원자력발전소 증기발생기의 저출력 수위조절에 대한 연구, 서울대학교 대학원 원자핵공학과 박사학위논문, 1991.

[8] C.-T. Lin and C.S. G. Lee, "Neural Fuzzy Systems: A Neural-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems", Prentice-Hall, 1996.

[9] K. Hirota and W. Pedrycz, "OR/AND Neuron in Modelling Fuzzy Set Connectives", *IEEE Tr. on Fuzzy Systems*, **2**(2), 151-161, 1994

[10] W. Pedrycz, "Distributed Fuzzy Modeling", *IEEE Tr. on Systems, Man, Cybernetics*, **25**(5), 769-780, 1995.

[11] G.J. Klir and B. Yuan, "Fuzzy Sets and Fuzzy Logic Theory and Applictions", Prentice-Hall, 1995.



전명근(Myung Geun Chun)

1987년 : 부산대 공대 전자공학과 졸업
1989년 : KAIST 전기 및 전자공학과 석사
1993년 : KAIST 전기 및 전자공학과 박사
1993-1995년 : 삼성전자 자동화 연구소 선임연구원
1996~현재 : 충북대학교 전지 전자공학부 조교수
관심분야 : Petri Net, 전문가시스템, 패턴인식