

지식정보와 신경회로망을 이용한 가압경수로 증기발생기 수위제어

Water Level Control of PWR Steam Generator using Knowledge Information and Neural Networks

배현, 우영광, 김성신, 정기수*

Hyeon Bae, Young Kwang Woo, Sungshin Kim, and Kee Soo Jung*

부산대학교 전기공학과, *한국수력원자력(주) 고리원자력본부 제1발전소

요 약

가압경수로 원자력 발전소의 증기발생기 수위는 유량의 변동에 상반되는 수축(shrink)과 팽창(swell) 효과 등의 특성을 가지고 있으므로 제어가 어려운 대상으로 알려져 있다. 본 논문에서는 신경망을 이용하여 원자력발전소에서 사용되고 있는 두 개의 PI 제어기 중 부적절한 게인으로 조정된 제어기를 먼저 선택하고, 선택된 제어기의 게인을 퍼지 논리를 적용하여 조정하도록 구성하였다. 게인 조정을 위해 사용되는 기본 정보는 수위, 급수량, 그리고 증기량이다. 이 세 가지의 정보를 바탕으로 신경망을 통해 수위 제어기 또는 급수량 제어기 둘 중 하나의 제어기가 선택한 후 퍼지 자기동조기(self-tuner)를 이용하여 PI 제어기의 게인을 알맞게 조정하게 된다. 퍼지 자기동조기의 규칙은 증기발생기의 상태를 표현하는 입·출력 데이터의 특성으로부터 추출하였다. 이상의 두 과정을 통해 적절한 제어기를 선택하고, 선택된 제어기의 게인을 알맞게 조정하는 것이 본 논문의 목적이다.

Abstract

The water level of a steam generator of pressurized light water nuclear power generator is known as a subject whose control is difficult because of a shrinking and swelling effect that is been mutually contradictory in a variation of feed water. In this paper, a neural network model selects first coordinative controller by a inappropriate gain of two PI controllers and the selected controller's gain is tuned by a fuzzy self-tuner. Model inputs consist of the water level, the feed water, and the stream flow. One controller of both coupling controllers whose gain is handled firstly is decided based upon above data. The proposed method can analyze patterns of signals using the characteristic of neural networks and select one controller that needs to be tuned through the observed result in this paper. If one controller between both the water level controller and the feed water controller is selected by the neural network model, then a gain of the PI controller is suitably tuned by the fuzzy self-tuner. Rules of the fuzzy self-tuner drew from the pattern of input and output data. In the summary, the goal of this paper is to select the suitable controller and tune the control gain of the selected controller suitably through such two processes.

Key Words : PWR, steam generator, fuzzy self-tuner, neural networks

1. 서 론

국내 총 발전량 중 현재 16기의 원자력발전소가 1/3이상을 담당하고 있다. 이에 따라 원자력발전소의 안정적 운전과 이용률 향상은 전력생산을 위한 큰 목표이다. 이러한 목표를 달성하기 위해 계측제어설비의 신뢰도 향상이 필요하다.

증기발생기 수위는 유량의 변동에 상반되는 수축과 팽창 등의 특성 때문에 자동제어가 어려운 것으로 알려져 있다. 또한 저출력에서는 증기량과 급수량의 높은 측정오차로 인하여

수위신호만으로 불안정한 수위제어로 수동운전하고 있다 [1-3]. 최근에 와서는 지능형 기법들을 이용하여 증기발생기의 수위를 안정적으로 제어하기 위한 많은 연구들이 수행되고 있는데, 그 예로 신경망을 이용한 모델링이나[4], 퍼지 논리가 PID 제어기의 자기동조(self-tuning) 등에 다양하게 적용되고 있다[5-9].

본 논문은 신경회로망으로 신호의 패턴을 분석하여 비정상적인 제어기를 선택하는 방법을 소개한다. 현장에서는 운전원에 의해 이런 과정이 수행된다. 신경망으로 수위나 급수량 제어기 중 게인이 적절하지 못한 제어기를 선택한 후, 퍼지 자기동조기(self-tuner)로 게인을 조정한다. 퍼지 자기동조기의 규칙은 증기발생기의 상태를 표현할 수 있는 입·출력 데이터의 특성으로부터 추출하였다. 퍼지 논리는 전문가의 실험적 지식을 규칙으로 적용할 수 있는 장점을 가지고 있다. 실제 현장에서 이루어지는 운전의 특성상 전문가의 경험적 지식이 가장 좋은 운전 규칙으로 사용되고 있기 때문에

접수일자 : 2002년 9월 23일

완료일자 : 2003년 4월 24일

이 논문은 2000년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었습니다. (KRF-2000-042-E00032)

적절하다고 고려된다. 이와 같이 이상 제어를 선택하여 적절하게 계인을 조정하는 것이 본 논문의 목적이다.

2. 가압경수형 원자로

실험에 사용한 데이터들은 현재 전세계적으로 널리 채택되고 있는 가압경수로(PWR: pressurized water reactor)를 이용하는 발전소 모델에 대한 것이다. 원자로 냉각재로는 경수(H₂O)를 사용하고 감속재, 반사체 및 차폐체 역할도 냉각재가 겸하고 있다. 그림 1은 계통도를 보여주고 있다.

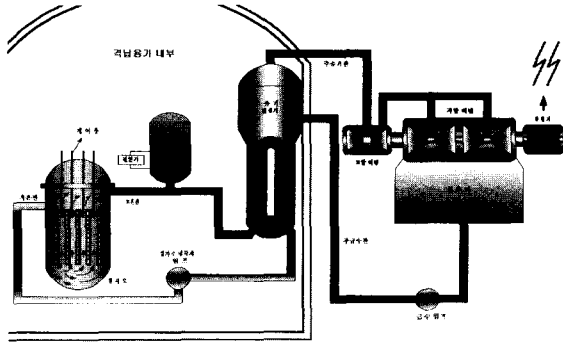


그림 1. 원자력발전소의 주요계통도.

Fig. 1. Principal devices of nuclear power plants.

2.1 증기발생기

가압경수로형 원자로의 원자력발전소에서 증기발생기는 일종의 열교환기 역할을 하며 증기를 발생시킨다[1]. 증기발생기에서 하부 물의 높이를 증기발생기 수위라고 하는데, 일정 범위 내에서 유지되어야 한다. 만약 수위가 낮아지면 열교환 부분이 수면위로 노출되어 1차 계통의 열부하 상실로 인한 원자로 과열을 막기 위해 원자로를 정지시키며 수위가 높아져 습분이 많이 포함된 증기가 터빈에 공급되므로 터빈 날개 손상을 막기 위해 터빈을 정지시켜야하기 때문이다[7].

2.1.1 증기발생기 수위 모델링

본 논문에서 사용한 증기발생기 수위 모델은 [1]에서 사용한 것을 적용한 것이다. 그림 2는 증기발생기의 기본적인 개념도를 보여주고 있다. 그림 3과 4는 증기발생기의 제어 블록선도를 보여주고 있다.

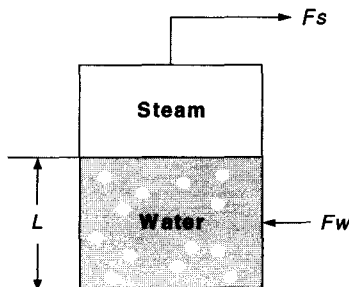


그림 2. 증기발생기 수위 개념도.

Fig. 2. General structure of steam generator.

증기발생기의 급수량 F_w 와 증기량 F_s 차에 의한 물의

질량변화는 식 아래와 같다[1].

$$\frac{dM}{dt} = F_w - F_s \quad (1)$$

$$\frac{dV}{dt} = \frac{1}{\rho} \frac{dM}{dt} + \frac{dV_s}{dt} \quad (2)$$

$$\frac{dL}{dt} = K_s \frac{dV}{dt} \quad (3)$$

$$\frac{dL}{dt} = \frac{K_s}{\rho} \frac{dM}{dt} + K_s \frac{dV_s}{dt} \quad (4)$$

질량변화에 의한 수위변화분 L_s 만 고려하면 식 (1)과 (4)로부터 다음의 식이 유도된다 (즉, $dV_s/dt=0$, $dL_d/dt=0$).

$$\begin{aligned} \frac{dL_s}{dt} &= \frac{K_s}{\rho} \frac{dM}{dt} \\ &= \frac{K_s}{\rho} (F_w - F_s) \end{aligned}$$

$F_{er} = F_w - F_s$ 라 하면 다음과 같은 식이 유도된다.

$$\frac{dL_s}{dt} = G_1 \cdot F_{er}$$

$$L_s(s) = \frac{G_1}{s} \cdot F_{er}(s) \quad (5)$$

저온 급수 및 기포에 의한 수위 변화분 L_d 는 다음의 식으로 표현된다 (즉, $dV_s/dt \neq 0$, $dL_d/dt \neq 0$).

$$\frac{dL_d}{dt} = -\frac{1}{\tau_2} (G_2 \cdot F_{er} - L_d)$$

$$L_d(s) = -\frac{G_2}{1 + \tau_2 s} \cdot F_{er}(s) \quad (6)$$

전체적인 증기발생기 수위 변화는 아래 식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} L(s) &= L_s(s) + L_d(s) \\ &= G_1 \cdot \frac{1 - \left(\frac{G_2}{G_1} - \tau_2\right)s}{s \cdot (1 + \tau_2 s)} \cdot F_{er}(s) \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, $\tau_1 = G_2/G_1 \cdot \tau_2$ 라 하면 다음처럼 정리할 수 있다.

$$L(s) = G_1 \cdot \frac{1 - \tau_1 s}{s \cdot (1 + \tau_2 s)} \cdot F_{er}(s) \quad (8)$$

한편, 증기발생기 광역 수위변화는 질량변화에 비례한다.

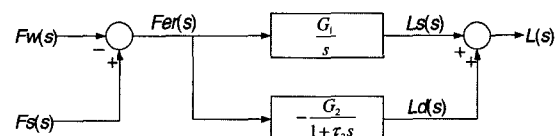


그림 3. 전체적인 증기발생기 수위 모델.

Fig. 3. Full level model of steam generator.

$$\begin{aligned} \frac{dL_w}{dt} &= G_3 \frac{dM}{dt} = G_3 \cdot (F_w - F_s) \\ &= G_3 \cdot F_{er} \end{aligned} \quad (9)$$

$$L_w(s) = \frac{G_3}{s} \cdot F_{er}(s)$$

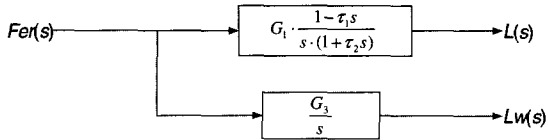


그림 4. 증기발생기 수위 부분 모델.

Fig. 4. Part of level model of steam generator.

3. 패턴 분류와 퍼지 자기동조기 설계

3.1 증기발생기 시뮬레이터 구현

현재 원자력발전소에서 증기발생기의 수위제어를 위하여 PID 제어를 많이 사용하고 있다. 이에 본 논문에서도 수위를 고려한 PI 제어기와 급수량을 제어하기 위한 제어기를 구성하였다. 그림 5는 시뮬레이션 순서도 보여주고 있다. 그림 6은 일반적인 수위제어기의 구조를 보여주고 있다. 수위제어를 위해 두 개의 제어기가 사용되므로 제어 성능을 위하여 두 계인을 함께 조정해야 한다. 일반적으로 수위 제어기의 계인이 수위에 큰 영향을 미치는 반면, 급수량 제어기는 미세한 변화로 제어한다. 그림 7은 증기발생기 시뮬레이터를 보여주고 있다. 모델과 제어기는 기존에 검증된 수학적 모델로 구현하였다[1].

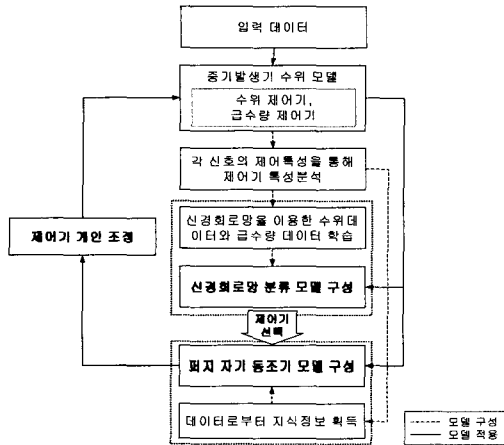


그림 5. 모델 구성 및 테스트 순서도.

Fig. 5. Flow chart of model construction and test.

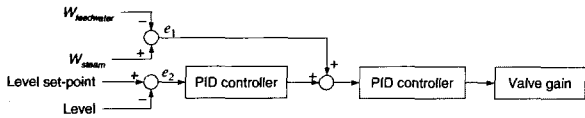


그림 6. 수위·급수량 제어기의 구조.

Fig. 6. Structure of level feed water controller.

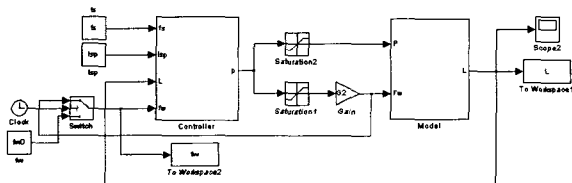


그림 7. 증기발생기 수위 제어를 위한 시뮬레이터.

Fig. 7. Simulator for steam generator level control.

3.2 신경회로망을 이용한 패턴분류

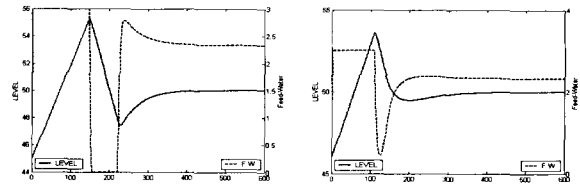
3.2.1 신경회로망의 입·출력 데이터

1) 입력데이터 선정

본 논문에서는 증기발생기에서 중요하게 고려되는 수위와 급수량의 변화를 패턴으로 이용하였다. 증기발생기의 수위 제어 시 기준수위에 대한 현재 수위의 오차를 이용하므로 수위를 직접적으로 제어한다. 반면, 급수량 제어의 경우 급수량이 수위에 영향을 미치지만 변화에 대한 응답이 이차적이다.

수위 가변 시 변화되는 급수량의 추이를 이용하였다. 즉, 급수량의 변화 크기에 따라 나타나는 특징을 패턴으로 사용하였다. 그림 8과 9는 기준 수위를 45~48로 각각 변화시켰을 때의 증기발생기의 수위와 급수량의 변화 추이를 보여주고 있다. 실선이 증기발생기의 수위를, 점선이 급수량을 나타낸다. 각 수위에 대한 급수량의 결과를 보면 수위가 50이하로 떨어졌을 때, 제어기에 의해 순간적으로 급수량이 증가하면서 수위가 기준 수위인 50으로 제어함을 볼 수 있다.

그림 10과 11은 수위를 고정시키고 초기 급수량 1.8을 1.3~1.6으로 가변 시 결과이다. 그림에서 보면 급수량이 순간적으로 변화했을 때 증기발생기의 수위가 갑작스럽게 변화된다. 급수량의 작은 변화에도 실제 수위의 영향은 크게 나타남을 알 수 있다. 또한 급수량이 특정 범위를 벗어나면 현재 구성된 제어기로는 제어를 할 수 없게 된다. 그 예로 저출력에서는 출력 증기량이 적기 때문에 작은 급수량 변화에도 수위가 빠르게 변화되므로 제어가 어렵다.

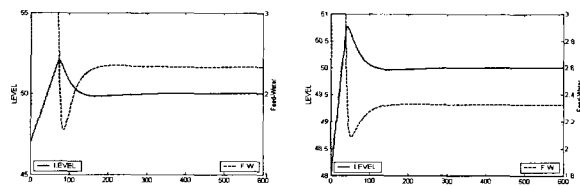


(a) 수위 45

(b) 수위 46

그림 8. 수위가 45와 46으로 변화될 때의 그래프.

Fig. 8. Graphs of 45 and 46 of steam generator.

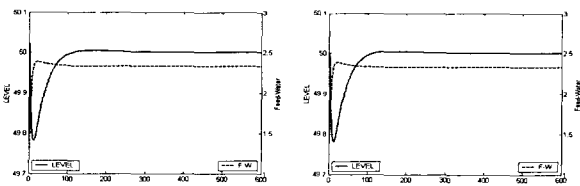


(a) 수위 47

(b) 수위 48

그림 9. 수위가 47과 48로 변화 시 그래프.

Fig. 9. Graphs of 47 and 48 of steam generator.

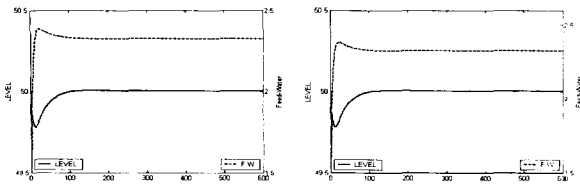


(a) 급수량 1.3

(b) 급수량 1.4

그림 10. 급수량이 1.3과 1.4로 변화 시 그래프.

Fig. 10. Graphs of 1.3 and 1.4 of steam generator.



(a) 급수량 1.5 (b) 급수량 1.6

그림 11. 급수량이 1.5와 1.6으로 변화 시 그래프.

Fig. 11. Graphs of 1.5 and 1.6 of steam generator.

2) 입력 데이터 구조

전체 학습 데이터는 표 1에서 보는 것처럼 8개 세트이다. 수위 변화 시 획득한 수위와 급수량 데이터로 학습 데이터를 구성하였다. 수위의 변화를 45~48까지 변화시키면서 데이터를 획득하고, 각 경우에 대하여 600샘플링 시간만큼의 데이터를 획득하였다. 수위를 조정하는 경우, 총 학습 데이터 세트는 4가지 경우에 대하여 획득하므로 1200×4의 배열로 구성된다. 수위를 45~48로 구성한 이유는 수위가 너무 낮게 떨어지는 경우 제어 가능한 영역을 벗어나기 때문이다.

표 1. 신경망 입력 데이터.

Table 1. Input data of neural network.

Data (1200)	value No.	Level tuning (initial: 50)				F.W tuning (initial: 1.8)			
		48	47	46	45	1.6	1.5	1.4	1.3
Level data	600	1	1	1	1	1	1	1	1
		↓	↓	↓	↓	↓	↓	↓	↓
F.W data	600	600	600	600	600	600	600	600	600
		↓	↓	↓	↓	↓	↓	↓	↓

3) Target 데이터 구조

학습을 위한 대상(target) 데이터는 8개의 이진수로 구성하였다. 표 2는 실험에 사용된 목적 데이터의 구조를 보여주고 있다. 변화시킨 조건에 따라 각 데이터가 대응되도록 구성한 것으로, 일반적인 학습 대상 데이터 구성 방법이다.

표 2. 신경망 출력 데이터 구조.

Table 2. Structure of NN target data.

Output Contents	Level data				F.W data			
	y ₁	y ₂	y ₃	y ₄	y ₅	y ₆	y ₇	y ₈
Target variable	1	1	1	1	0	0	0	0
Level tuning	1	1	1	1	0	0	0	0
F.W tuning	0	0	0	0	1	1	1	1

3.2.2 신경회로망 모델

본 논문에서 사용한 신경회로망 모델은 피드포워드 모델로서 일반적으로 다층퍼셉트론(multilayer perceptron)이라고 부르는 모델이다[10]. 각 노드의 오차를 계산하여 최적의 해를 찾는 방법으로 기존에 사용하던 역전파 알고리즘(backpropagation)을 사용하였다. 입력 노드는 데이터의 개수인 1200개로 구성되고 은닉층(hidden layer)은 7개를 사용하였는데, 이는 실험을 통해 성능이 우수한 개수를 선택한 것이다. 그리고 신경회로망의 학습 성능을 높이기 위해서는

활성함수(activation function)의 선정과 학습률 등을 적절하게 결정하여야 하는데, 본 논문에서는 hyperbolic tangent의 성능이 우수하다는 것을 실험을 통해서 확인할 수 있었다. 학습률을 결정하는데 있어서 데이터의 특성을 알고 있다면 적절한 값을 사용할 수 있지만, 데이터의 특성을 모르는 경우 큰 값에서 작은 값으로 줄여가면서 학습을 시키거나, 또는 그 반대과정을 수행하여 학습시킬 수 있다. 본 논문에서도 반복된 실험을 통해서 결정하였다.

3.2.3 신경회로망 시뮬레이션 결과

본 논문에서 배치(batch) 학습을 하므로 한 epoch의 학습 데이터는 전체 학습데이터를 나타내며, 오차도 이러한 과정을 통해서 구해진다. 최종 결과에서 보면 전체 학습을 반복하고 난 후 학습오차가 0.0025정도까지 떨어진다. 표 3은 학습 결과를 보여주고 있다. 결과에서 수위를 조정하여 획득한 데이터를 입력으로 학습하였을 경우, 증기발생기의 수위 데이터에 대한 결과가 적은 오차로 수렴함을 알 수 있다. 45~48까지의 수위에 대한 전체적인 학습 결과가 우수하여 패턴의 분류에 적용시킬 수 있는 결과를 보이고 있다.

표 3. 신경망에 의한 분류 결과.

Table 3. Results of neural network.

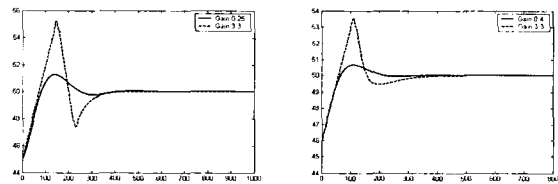
Data	Level data				F.W. data			
Change level	y ₁ (48)	y ₂ (47)	y ₃ (46)	y ₄ (45)	y ₅	y ₆	y ₇	y ₈
Change level	0.947	0.932	0.927	0.894	-0.008	0.002	0.011	0.019
Change F.W.	y ₁	y ₂	y ₃	y ₄	y ₅ (1.6)	y ₆ (1.5)	y ₇ (1.4)	y ₈ (1.3)
Change F.W.	-0.001	-0.001	-0.022	0.044	0.942	0.942	0.942	0.942

3.3 경험적 지식을 통한 퍼지 자기동조기 설계

3.3.1 개인 조정에 따른 제어 특성

1) 수위제어기 개인 조정

증기발생기의 수위를 인위적으로 조정하면서 개인에 따른 제어 특성을 보고자 하였다. 그림 12와 13은 수위를 각각 45~48로 떨어뜨렸을 때 초기 개인을 사용하여 제어한 결과와 조정된 개인으로 제어한 결과를 보여주고 있다. 개인을 순간적으로 낮추게 되면 증기발생기의 수위가 급격히 변하므로 제어가 빠르게 진행된다. 그림에서 초기 개인의 제어에서는 다소의 진동이 보이는 반면, 조정된 개인의 경우 성능이 향상된다. 즉 수위제어기의 개인을 적절한 값으로 조정할 경우 제어성능이 향상됨을 알 수 있다. 본 실험들을 통해 수위제어기의 개인을 조정하였을 때의 제어특성의 변화가 많이 일어나고 제어기 특성도 쉽게 조정할 수 있음을 확인할 수 있었다. 이러한 실험 결과로 퍼지 자기동조기 설계를 위한 기본 지식을 획득할 수 있다.

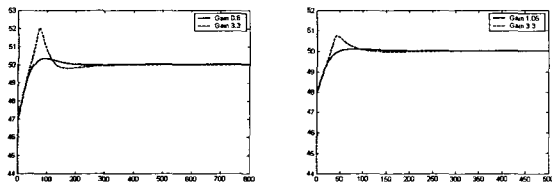


(a) 수위 45

(b) 수위 46

그림 12. 수위 45와 46으로 변화 시 개인에 따른 출력.

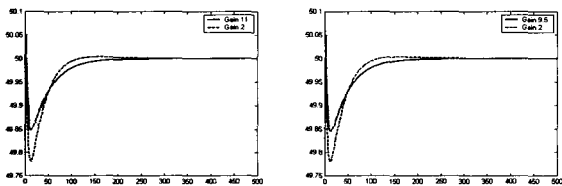
Fig. 12. Graphs of 45 and 46 corresponding to gain.



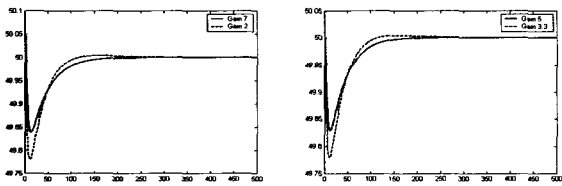
(a) 수위 47 (b) 수위 48
 그림 13. 수위 47과 48로 변화 시 게인에 따른 출력.
 Fig. 13. Graphs of 48 and 47 corresponding to gain.

2) 급수량제어기 게인 조정

급수량의 변화는 수위의 변화와 반대 방향으로 움직이게 된다. 물론 실제 시스템에서는 발전소의 출력이 변하는 경우 유출되는 증기량이 출력에 따라 변하므로 수위는 급수량뿐만 아니라 유출되는 증기량에 의해서 결정될 것이다. 하지만 본 논문에서는 출력이 일정하다는 전제하에 유출되는 증기량을 일정하게 고정하여 시스템을 제어하였다. 그림 14와 15는 급수량을 초기 1.8에서 1.3~1.6으로 떨어뜨리면서 게인을 조정하여 적절한 게인을 찾은 결과이다. 그림에서 보는 것처럼 급수량의 변화에 따른 증기발생기 수위의 변화가 미미하다. 그리고 그 특성 또한 각 변화량에 대하여 큰 차이를 보이지 않고 있다. 단지 게인의 경우 각 조건에 따라 조금씩 차이를 보임을 알 수 있다. 급수량과 같이 작은 변화에 수위가 반응하는 변수라면 게인의 변화에 따라 제어 특성이 다양하게 변할 수 있다.



(a) 급수량 1.3 (b) 급수량 1.4
 그림 14. 1.3과 1.4로 변화 시 게인에 따른 출력.
 Fig. 14. Graphs of 1.3 and 1.4 corresponding to gain.



(a) 급수량 1.5 (b) 급수량 1.6
 그림 15. 1.5와 1.6으로 변화 시 게인에 따른 출력.
 Fig. 15. Graphs of 1.5 and 1.6 corresponding to gain.

3.3.2 퍼지 자기동조기 설계를 위한 지식 획득

본 논문에서 제어기의 게인을 조정하기 위해 퍼지 논리를 적용하였다. 퍼지 논리의 특성상 경험적 지식을 통해 규칙을 정의할 수 있으므로 앞 절의 게인 실험에서 얻은 지식을 기반으로 규칙을 정의할 수 있다. 실제 현장에서도 전문가 정비원의 경험에 의한 방법으로 게인을 조정하고 있으므로 합리적인 접근이라고 할 수 있다. 게인 조정에 대한 실험은 수위의 변화에 큰 영향을 미치는 수위 제어기에만 적용하였다.

그림 16은 본 논문에서 규칙을 도출하기 위해 사용된 기

본적인 개념을 보여주고 있는데, 규칙을 만들기 위한 정보로 각 값의 최대 최저 폭을 사용하였다. 다시 말해 두 값의 크기가 개인을 결정하므로, 두 값의 차를 입력으로 사용하였다.

표 4는 입력 데이터를 나타낸다. 표에서 보는바와 같이 수위제어기와 급수량 제어기의 개인은 두 값의 차이가 클수록 작아지는 경향이 있다. 따라서 이러한 실험적 정보를 바탕으로 퍼지 자기동조기의 규칙을 결정하게 되는데 정의된 기본 규칙은 표 4의 아래 부분에서 보여지고 있다. 이러한 과정을 통해 수위제어기의 개인을 조정하기 위한 퍼지 자기동조기를 설계하였다.

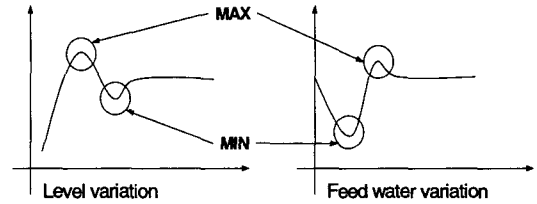


그림 16. 퍼지 규칙을 만들기 위한 기본 지식.
 Fig. 16. Basic information for fuzzy rules.

표 4. 각 조건에서의 데이터의 변동폭.

Table 4. Over and undershoot in several conditions.

	Level				Feed water			
	48	47	46	45	1.6	1.5	1.4	1.3
Max	50.7574	52.0467	53.5823	55.2559	50.0042	50.0041	50.0040	50.0039
Min	49.9590	49.8086	49.4671	47.4162	49.7796	49.7802	49.7810	49.7812
Diff.	0.7984	2.2381	4.1152	7.8397	0.2246	0.2239	0.223	0.2227
Gain	1.05	0.6	0.4	0.25	5	7	9.5	11
Rules	1. If Difference is very small then Gain is very big 2. If Difference is small then Gain is big 3. If Difference is big then Gain is small 4. If Difference is very big then Gain is very small							

3.3.3 퍼지 자기동조기 시뮬레이션 결과

퍼지 자기동조기의 입·출력 소속함수로 4개의 Gaussian 함수를 사용하였다. 소속함수의 모양을 결정하는 중심값과 폭은 실험적 경험으로 결정하였다. 그림 17은 퍼지 자기동조기를 적용하여 구성한 시뮬레이터를 보여주고 있다. 실험적인 지식을 기반으로 하여 구성하여 설계가 간단한 장점을 가지고 있다. 그림 18과 19는 수위를 45~48로 낮추었을 때의 제어특성을 보여주고 있다. 그림에서 보는바와 같이 자기동조기를 달지 않고 제어했을 때는 진동이 크게 나타나는 반면, 자기동조기를 사용할 경우 진동이 줄어 든 것을 알 수 있는데, 수위가 낮을수록 변화가 크기 때문에 속도가 다소 늦지만, 전반적으로 성능이 향상됨을 알 수 있다.

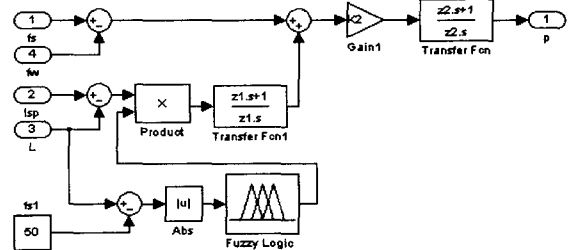
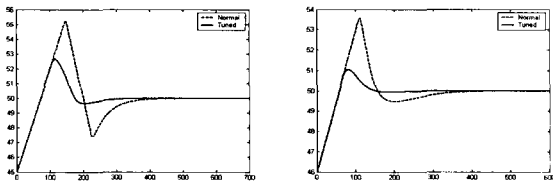
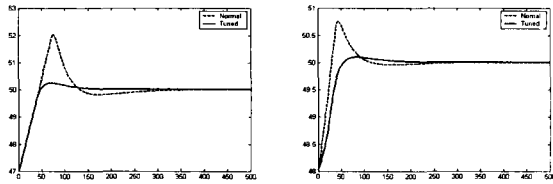


그림 17. 퍼지 자기동조기를 포함한 제어기 구조.
 Fig. 17. Level controller with fuzzy self-tuner.



(a) 수위 45 (b) 수위 46

그림 18. 수위 45와 46으로 변화 시 계인에 따른 출력.
Fig. 18. Graphs of 45 and 46 corresponding to gain.



(a) 수위 47 (b) 수위 48

그림 19. 수위 47과 48로 변화 시 계인에 따른 출력.
Fig. 19. Graphs of 47 and 48 corresponding to gain.

4. 결 론

본 논문에서는 증기발생기에서 측정된 데이터를 이용하여 제어기의 자기동조기를 설계하고자 하였다. 자기동조기 설계를 위하여 우선 측정데이터와 신경회로망을 이용하여 적절한 제어기 성능을 보이는 제어기 선택하는 모델을 구성하였다. 이러한 패턴 분석을 위해 사용된 데이터는 증기발생기에서 측정되는 수위, 출력 증기량, 그리고 급수량의 데이터이다. 이상과 같이 획득된 데이터를 신경회로망 모델의 입력으로 사용하여 현재 제어기의 계인이 적당한지를 먼저 판단하였다. 현재 현장에서 사용중인 수위제어기와 급수량 제어기의 성능 평가는 운전원의 경험적 지식에 의존하는데 신호의 크기와 발생하는 시간의 차이를 보고 유추한다. 이렇게 분류작업이 끝나고 나면 계인을 조정하는 과정을 수행하게 된다. 일반적으로 현장에서는 실험적 지식에 의해 수동으로 계인을 조정하는데, 본 논문에서는 경험적 지식을 통한 규칙의 생성이 가능한 퍼지 논리를 이용하여 계인을 자동으로 조정하도록 구성하였다. 퍼지 자기동조기를 통해 공정에 사용된 PI 제어기는 현재의 출력에 알맞은 계인으로 재조정되고 증기발생기의 수위는 안정적으로 제어가 가능하게 된다.

참 고 문 헌

[1] 증기발생기 수위 종합 디지털 제어시스템 개발 및 적용 연구. 기술보고서, 한국전력공사 전력연구원, 1998.
 [2] 문제선, “원자력발전소 증기발생기 수위제어에 관한 실험적 연구, 아주대학교 산업대학원 기계공학과 석사학위 논문, 1997.
 [3] 이윤준, “원자력발전소 증기발생기의 저출력 수위조절에 대한 연구,” 서울대학원 원자핵공학과 박사학위 논문, 1991.
 [4] 이재기, “원자력발전소 증기발생기의 인공지능 모델링에 관한 연구,” 서울대학원 전기공학부 석사학위

논문, 1998.
 [5] 나난주, “저출력 및 과도상태시 원전 증기발생기 수위제어에 관한 연구,” KAIST 석사학위 논문, 1992.
 [6] 김동완, “가압경수로 증기발생기 수위제어를 위한 FUZZY 제어기에 관한 연구,” KAIST 석사학위 논문, 1990.
 [7] 한진옥, “증기발생기 수위제어를 위한 실시간 자기동조 FUZZY-PID 제어기 개발,” 전북대학교 전기공학과 석사학위 논문, 1999.
 [8] 임재형, “증기발생기 수위제어를 위한 자기제어기 설계,” 조선대학교 원자력공학과 석사학위 논문, 1994.
 [9] 나난주, 정철환, 권기춘, “증기발생기 수위제어를 위한 퍼지제어기의 Self-Tuning,” 한국퍼지시스템학회 논문지, vol. 3, no. 4, 1993.
 [10] J. S. R. Jang, C. T. Sun, and E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing. NJ: Prentice-Hall, 1997.

저 자 소 개



김성신 (Sungshin Kim)

1996년 : Georgia Institute of Technology
 전기공학과 졸업 (공학박사)
 1998년~현재 : 부산대학교 전기공학과
 조교수

관심분야 : 지능제어, 데이터 마이닝, 공정최적화
 Phone : +82-51-510-2374
 Fax : +82-51-513-0212
 E-mail : sskim@pusan.ac.kr

배현 (Hyeon Bae)

2001년 : 부산대학교 전기공학과 졸업 (공학석사)
 2001~현재 : 부산대학교 전기공학과 박사과정
 관심분야 : 지능제어, 퍼지 논리, 데이터 마이닝, 공정자동화

우영광 (Young Kwang Woo)

2002년 2월 : 부산대학교 전기공학과 졸업 (공학사)
 2002년~현재 : 부산대학교 전기공학과 석사과정
 관심분야 : 공정자동화

정기수 (Kee Soo Jung)

2002년 : 부산대학교 전기공학과 졸업 (공학석사)
 현재 : 한국수력원자력 고리원자력본부 근무
 관심분야 : 자동제어