

2000 추계학술발표회 논문집  
한국원자력학회

퍼지 패턴매칭법을 이용한 원자력발전소  
과도상태 자동판별과 분류

Nuclear Power Plant Transient Detection and Classification  
Using Fuzzy Pattern Matching

전명근, 곽근창  
충북대학교  
충북 청주시 흥덕구 개신동 48

김종석, 정일석  
전력연구원  
대전광역시 유성구 문지동 103-16

요 약

원자력발전소의 건전성 보장을 위하여 수명기간동안의 발전소 운전 과도상태를 자동으로 판별하여 분류하는 방법이 요구되고 있다. 기존의 제안된 기법들은 모두 원자력 발전소 운전에 따른 입·출력데이터를 요구하는 구조로 되어 있다. 그러나 운전자의 조작으로 정해지는 입력데이터 값은 실제 운전중인 원자력 발전소의 경우에는 얻기가 용이하지 않다. 따라서 본 논문에서는 입력데이터 없이 출력데이터만으로 과도상태를 판별할 수 있도록 퍼지 패턴 매칭법에 의한 과도상태를 판별 및 분류하는 알고리즘을 제안하고자 한다. 본 알고리즘을 적용하는 경우 새로운 과도상태의 학습은 새로이 관찰된 과도상태의 패턴을 추가하여 저장하면 되므로 학습이 용이하며, 퍼지논리 기법을 적용한 관계로 관찰값에 포함되는 잡음이나 외란에 둔감하게 알고리즘이 수행되는 장점이 있다. 이를 원자력발전소 증기발생기의 과도상태 판별 및 분류에 적용하여 모의 실험을 행하였다.

Abstract

For the safety of a nuclear power plant, it is needed to classify and count the transient state during the entire period of a plant operation. Related to this, most of suggested methods require the input and output process data, simultaneously. However, the input data given from the operator's control action usually cannot be accessed in a nuclear power plant. So, in this work we propose a nuclear power plant transient recognition and classification algorithm depending on the output data only using a fuzzy pattern recognition technique. This can easily learn a new transient pattern by storing the pattern. Moreover, adopting the fuzzy logic permits the robustness for measurement noise and disturbance. Finally we apply it for a steam generator and show its usefulness.

# 1. 서론

원자력 발전소의 압력용기는 수명기간동안의 건전성을 보장하기 위해 운전 중 발생하는 과도상태 종류별 발생횟수를 제한하고 있으며 이러한 과도상태의 형태별 제한횟수는 발전소 최종안전성분석보고서에 명시되어 있다. 과도상태 종류별 제한횟수는 피로계수(Fatigue Usage Factor)가 “1” 이 넘지 않도록 하기 위한 것이며 수명기간동안의 발생 가능한 과도상태를 고려하여 설계된 것이다. 발전소 운영자는 운전 시작시점에서 수명 종료시점까지 과도상태 종류별 발생횟수가 설계 제한치를 넘지 않도록 감시하고 과도상태 데이터의 기록유지를 해야한다. 과도상태 데이터를 토대로 한 피로계수 산출은 수명연장을 위해서 필수적이다. 국내 원전에서는 발전소 운영에 필요한 운전 Strip Chart, Log Sheet 및 주전산기 운전 데이터만을 보관할 뿐 과도상태에 대한 별도의 데이터 관리는 수행되고 있지 않다. 운전 Strip chart나 Log sheet 등을 검토하여 과도상태 발생횟수를 산출하는 것은 현실적으로 매우 어려울 뿐만 아니라 과도상태 계수에 많은 시간이 소요되므로 온라인 전산시스템을 이용하여 과도상태 발생횟수를 계수하는 것이 필요하다. 이와 관련하여 전력연구원에서는 발전소 수명기간 중 발생하는 각종운전 변수를 발전소 주전산기를 통하여 수집하여 이렇게 수집된 데이터에 대하여 PC를 이용하여 과도상태 발생여부 및 과도상태 종류를 판별하는 “발전소 과도상태 지능형 감시 시스템”을 개발하고 있다(그림 1 참조)[1].

“발전소 과도상태 지능형 감시시스템”은 매 1분 마다 고리 1호기 발전소의 OACS/HDSR (Operation Aid Computer System/History Data Server)에 운전 데이터 송출을 요청하며 전송된 운전 데이터 중 과도상태 판별에 필요한 52개 변수만을 추출하여 1분단위로 과도상태 데이터 파일로 저장한다. 과도상태 판별을 위한 매 1분마다 읽어들이지는 52개의 감시대상 변수는 항상 이전 시간의 운전변수와 비교하여 계측 오차범위 이내 또는 동일한 값이면 저장을 보류하는 데이터 압축기법을 사용함으로써 저장용량을 축소시키도록 구성되었다. 본 논문에서는 이 가운데에서 퍼지 패턴 매칭방법을 이용한 과도상태의 검출 및 분류하는 알고리즘을 제안하고자 한다.

현재까지 제시된 원자력발전소 과도상태를 판별하여 분류하는 방식은 크게 두가지 방식으로 나눌 수 있다. 먼저, Uhrig[2] 등은 원자력발전소 시뮬레이터를 대상으로 다양한 과도상태패턴을 발생시킨 후 이를 신경회로망으로 학습시킴으로서, 이후에 동일한 패턴의 과도상태 발생시 이를 자동으로 분류할 수 있도록 알고리즘을 구현하였다. 한편, Salamun[3] 등은 과도상태 특성을 간단한 PID 구조의 전달함수로 표현하여 이들의 계수값으로 과도상태를 분류하는 알고리즘을 제안하였으며, 전[4]등은 최소자승법을 이용한 과도상태 판별과 선형예측계수를 이용한 분류에 대하여 다루었다. 그러나 이들 알고리즘을 실제의 발전소에 적용하기 위해서는 다음과 같은 여러 가지 문제점들이 있다. 먼저, 신경회로망을 이용하는 경우에는 이를 학습시키기 위하여 사용되는 패턴에 종속적이 되어, 학습된 패턴과 조금이라도 다를 경우 잘못된 출력력이 나올 수 있으며, 신경회로망이 가지는 구조적 특성으로 인하여, 새로운 과도상태 출현시 이를 학습시키기 위해서는 또다시 전체 네트워크를 학습시켜야 하는 단점이 있다.

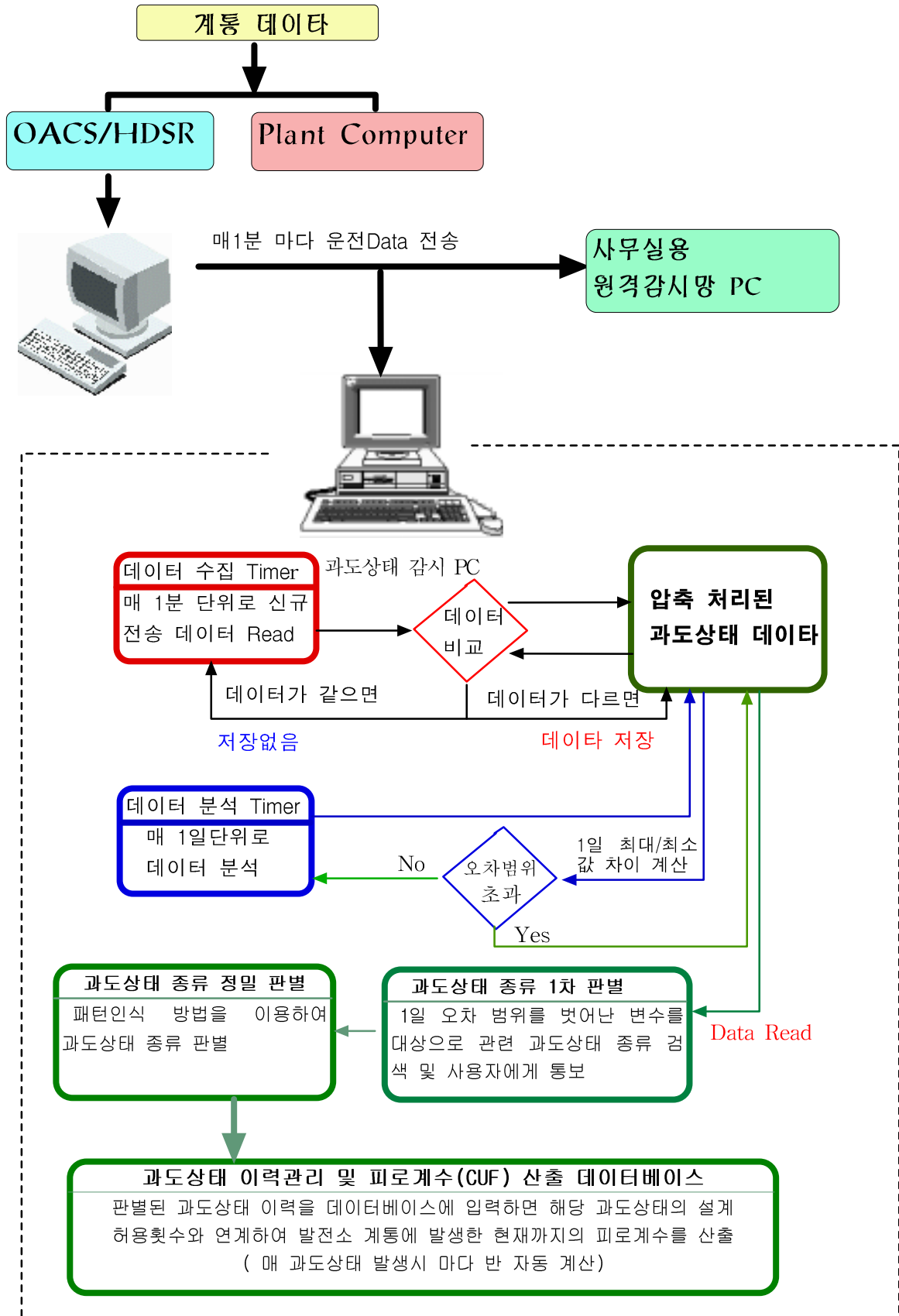


그림 1. 발전소 과도상태 지능형 감시 시스템 개요

한편, PID 형태의 전달함수식을 쓰는 경우에 특징점으로 삼을 수 있는 값이  $K_p$ (비례요소이득값),  $K_d$ (미분요소이득값),  $K_i$ (적분요소이득값) 등의 세가지 뿐이므로 다양한 과도상태를 분류하기에는 부족하다. 또한 위의 방법들은 과도상태구간을 미리 알고 있는 경우의 적용을 다루는 반면에, 실시간으로 과도상태구간을 판별하는 부분에 대한 언급이 없다. 더욱이, 실제 운전중인 원자력 발전소에 위의 알고리즘을 적용하기 힘든 이유는 제안된 기법들이 모두 발전소 운전에 따른 입·출력데이터를 요구하는 구조로 되어 있다는 점이다. 원자력발전 운전중의 각 공정에서의 온도, 압력, 수위 등 각 공정의 출력값들은 발전소 감시시스템을 위하여 대부분 출력값으로 제공되고 있으나, 운전자의 조작으로 정해지는 밸브의 궤도나 입력되는 유량 등 각 공정의 입력데이터 값은 얻어내기가 현실적으로 어렵다.

위와 같은 전달함수 계수 추정법에 의한 과도 상태분류의 단점을 극복하기 위하여 제안된 최소자승법을 이용한 과도상태 판별과 선형예측계수를 이용한 분류 방법의 경우, 기본적으로 최소자승법에 의한 계수추정 방법에 기초한 관계로 예측노이즈나, 예측하지 않은 외란 등에 의해 출력 값이 변화하는 경우, 추정된 계수값의 변동이 큰 관계로, 과도상태의 구간이나 종류판별에 어려움이 있었다.

따라서, 본 연구에서는 주어지는 발전소의 과도상태 데이터에 대하여 별도의 수학적 조작없이, 이를 컴퓨터에 저장하여 기준 패턴으로 삼고, 매 1분마다 입력되는 데이터와의 매칭값을 구하여 과도상태 발생 여부 및 분류를 행할 수 있도록 하였다. 이렇게 함으로서, 공정데이터의 취득과정에서 생기는 노이즈나 외란 등에 대하여 둔감하게 하였다. 더욱이 매칭값을 구함에 있어서 퍼지논리(fuzzy logic)을 도입하여 단순히 0과 1로 표현되는 매칭값이 아닌, 데이터가 가지고 있는 불확실성도 포함할수 있도록 0과 1사이의 값으로 표현되는 매칭값을 갖도록 하였다. 알고리즘의 검증을 위해서는 우선, 원자력 발전소 증기발생기의 과도상태 판별 및 분류에 적용하여 모의 실험을 행하였다.

## 2. 원자력 발전소 증기발생기의 과도 상태

본 연구에서 제안하고자 하는 알고리즘을 본 연구에서는 우선 원자력발전소 증기발생기에의 과도상태 판별 및 분류에 적용하고자 다음과 같은 Irving[5]이 제안한 전달함수 모델을 이용하여 출력 데이터를 획득하였다. 다음과 같은 변수 등이 식을 유도하는데 사용되었다.

$W_{fw}$  : 증기발생기에 공급되는 급수유량

$W_s$  : 증기발생기에서 발생하는 주증기유량

$M$  : 증기발생기내 물의 질량

$V$  : 증기발생기내 물의 부피

- $\rho$  : 증기발생기내 물의 밀도
- $V_S$  : 증기발생기내의 기포에 의한 부피
- $G_2$  : 유량차에 의한 기포계수
- $\tau_2$  : 기포에 의한 수위변화 시정수
- $K_S$  : 부피변화에 의한 수위변화 상수
- $G_1$  : 유량차에 의한 수위변화 상수
- $L_S$  : 정상상태의 수위변화
- $L_d$  : 기포에 의한 수위변화
- $L$  : 복합적인 증기발생기 수위
- $G_3$  : 유량차에 의한 광역수위 변화 상수
- $L_W$  : 증기발생기 광역 수위

증기발생기에 공급되는 급수유량  $W_{fw}$ 와 발생되어 유출되는 증기유량  $W_s$ 의 차에 의한 증기발생기 내의 질량변화는  $\frac{dM}{dt} = W_{fw} - W_s$  이고, 증기발생기 하부 물부분의 전체부피  $V$ 는 질량  $M$ 과 기포  $V_S$ 에 따라 변하므로  $V = \frac{1}{\rho}M + V_S$ 이 되고, 따라서 시간에 대한 변화량은  $\frac{dV}{dt} = \frac{1}{\rho} \frac{dM}{dt} + \frac{dV_S}{dt}$ 이 된다. 최종적인 수위변화는 부피변화에 비례하므로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{dL}{dt} = K_S \frac{dV}{dt} \quad (1)$$

윗식들로 부터,

$$\frac{dL}{dt} = \frac{K_S}{\rho} \frac{dM}{dt} + K_S \frac{dV_S}{dt} \quad (2)$$

위의 식을 정상상태의 수위 변화분( $L_S$ )과 기포에 의한 과도상태의 수위 변화분( $L_d$ )으로 나누어 쓰면 다음과 같다.  $\frac{dL}{dt} = \frac{dL_S}{dt} + \frac{dL_d}{dt}$  먼저, 유량차에 의한 증기발생기 내의 질량변화에 의한 시간의

변화에 따른 수위변화분  $L_S$ 만을 생각해보자. 즉,  $\frac{dL_d}{dt} = \frac{dV_S}{dt} = 0$ 인 경우에 대하여 생각해 보면,

$$\begin{aligned} \frac{dL_S}{dt} &= \frac{K_S}{\rho} \frac{dM}{dt} \\ &= \frac{K_S}{\rho} (W_{fw} - W_s) \end{aligned}$$

가 됨을 알 수 있다. 위의 식을 좀 더 간결하게 표현하기 위하여  $G_1 = \frac{K_S}{\rho}$ ,  $W_d = W_{fw} - W_s$ 라 놓으면,

$$\frac{dL_S}{dt} = G_1 \cdot W_d \text{가 되고, 이것을 Laplace 변환하면 다음과 같다.}$$

$$L_s(s) = \frac{G_1}{s} \cdot W_d(s) \quad (3)$$

앞서 구한 수위의 관계식에서는 증기발생기내의 기포의 체적변화에 따른 수위 변화를 고려하지 않았다. 그러나 통상 증기발생기내의 물의 온도보다 낮은 온도의 주급수의 공급유량이 증가 할 때 증기발생기내의 기포의 체적은 적어지고 이에 따라 수위는 감소하게 되어 있다. 또한 증기발생기에서 출력되는 수증기의 양이 증가 했을 때, 증기 발생기내의 압력이 감소하여 일시적으로 기포의 체적이 커져서 수위가 증가 하게 된다. 이번에는 위의 원인을 감안한 즉,  $\frac{dV_s}{dt} \neq 0$ 인 경우의 시간에 따른 수위변화 1차지연 함수

수로 생각하여 모델링 하면  $\frac{dL_d}{dt} = -\frac{1}{\tau_2}(G_2 \cdot W_d - L_d)$ 와 같다. 즉,

$$L_d(s) = -\frac{G_2}{1 + \tau_2 s} \cdot W_d(s) \quad (4)$$

위에서 구한 두 개의 결과를 합하면  $W_d$ 에 따른 전체적인 증기발생기 수위 변화식이 다음과 같이 구해 진다.

$$L(s) = \left( \frac{G_1}{s} - \frac{G_2}{1 + \tau_2 s} \right) \cdot W_d(s) \quad (5)$$

단위계단과 입력에 대한 수위변동을 알기 위하여, Laplace역 변환을 취하여 수위변화  $L(t)$ 을 구하면

$$L(t) = G_1 \cdot t - G_2(1 - e^{-\frac{t}{\tau_2}}) \quad (6)$$

로 비교적 간단히 표기된다. 한편 Irving은 위의 식에 다음과 같은 주급수에 의한 수위의 진동항

$$\frac{G_3 s}{\tau_1^{-2} + 4\pi^2 T^{-2} + 2\tau_1^{-1}s + s^2} W_{fw}(s) \quad (7)$$

을 추가하여 다음과 같은 최종적인 전달 함수를 구하였다.

$$L(s) = \left( \frac{G_1}{s} - \frac{G_2}{1 + \tau_2 s} \right) (W_{fw}(s) - W_s(s)) + \frac{G_3 s}{\tau_1^{-2} + 4\pi^2 T^{-2} + 2\tau_1^{-1}s + s^2} W_{fw}(s) \quad (8)$$

위와 같이 주어지는 증기발생기의 전달 함수에서 사용되어지는 변수들은 원자로의 출력에 따라 변하는 값들이고 중요한 몇 개의 출력레벨에서의 값들은 표 1에 나타낸 것과 같다.

표 1 각 출력 레벨에서의 변수값

$P / P_{normal}$ (%)	$G_1$	$G_2$	$G_3$	$\tau_1$ sec	$\tau_2$ sec	T	$W_s(Kg/s)$
5	0.058	9.63	0.181	41.9	48.4	119.6	57.4
15	0.058	4.46	0.226	26.3	21.5	60.5	180.8
30	0.058	1.83	0.310	43.4	4.5	17.7	381.7
50	0.058	1.05	0.215	34.8	3.6	14.2	660
100	0.058	0.47	0.105	28.6	3.4	11.7	1435

그림 2는 각 출력레벨에서의 급수유량과 증기량의 단위계단과 입력에 대한 과도상태를 나타내고 있다. 위와 같은 전달모델은 저출력에서 고출력까지 원자력발전소의 증기발생기에 대한 수위특성을 잘 나타내고 있으므로 수위제어를 위한 여러 가지 제어방법에 다양하게 응용되고 있다.

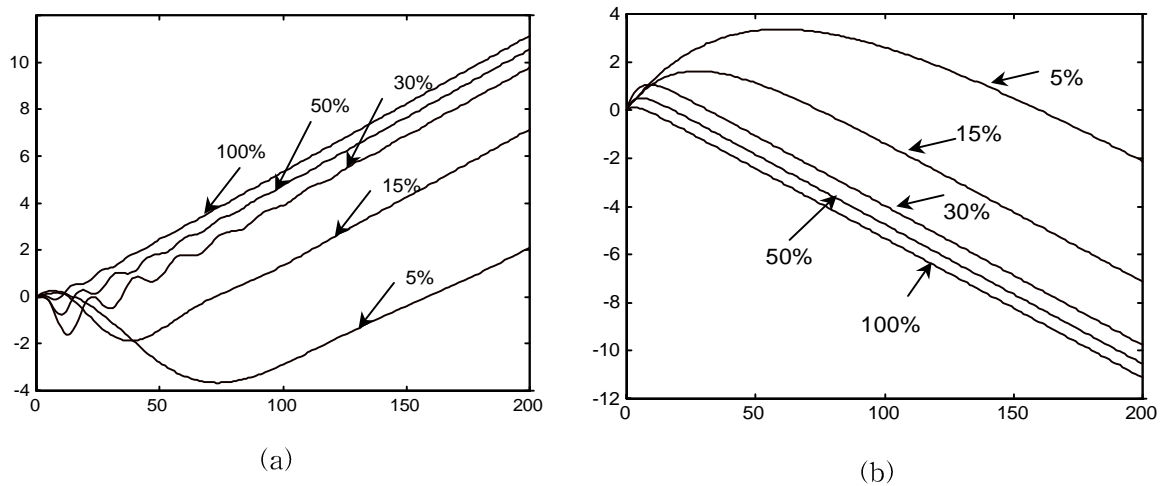


그림 2. 급수유량(a) 과 증기량(b)의 단위변화에 따른 수위변화

### 3. 퍼지 패턴 매칭법에 의한 과도상태 검출 및 분류

#### 3.1 선형예측계수를 이용한 과도상태의 판별 및 분류의 문제점

선형 이산시스템에서 현재의 입력샘플과 과거의 출력샘플을 적절히 선형 조합하여 주어지지 않은 어떤 시점의 새로운 신호를 얻는 것을 일반적으로 선형예측기법이라 한다. 이러한 선형예측기법 중에 가장 널리 쓰이는 것이 최소자승 예측법(least square estimation)이다. 입력이  $x(n)$ 이고 출력이  $y(n)$ 인 선형

이산시스템에서 이들의 Z-변환에 의해 주어지는 전달함수가 다음과 같다고 하자.

$$\frac{Y(z)}{X(z)} = H(z) = \frac{\sum_{j=0}^a b(j)z^{-j}}{\sum_{i=0}^b a(i)z^{-i}} \quad (9)$$

위와 같은 시스템에 대하여 주어진 입 · 출력 데이터로부터 전달함수의 계수, 즉  $a(i), b(j)$ 의 계수를 알아내는 것을 시스템 동정(system identification)이라고 한다. 우리가 추정된 값을  $\tilde{a}(i), \tilde{b}(j)$ 라 하고, 시스템의 차수를  $\tilde{p}, \tilde{q}$ 라 할 때 이를 통하여 얻어지는 추정값  $\tilde{y}(n)$ 은 다음과 같이 주어진다.

$$\tilde{y}(n) = \sum_{j=0}^{\tilde{q}} \tilde{b}(j)x(n-j) - \sum_{i=1}^{\tilde{p}} \tilde{a}(i)y(n-i) \quad (10)$$

먼저, 최소자승 예측알고리즘에 있어서 가장 먼저 정해 주어야 하는 것이 시스템의 차수  $\tilde{p}, \tilde{q}$ 를 정해주어야 한다. 이와 관련하여 (9)와 같은 전달함수에서 분자항을 상수로하는 경우, 즉  $\tilde{q}=1$ 으로 시스템을 가정하는 경우를 전극모델(all-pole model)이라 하며, 이때는 (10)식에서 볼 수 있듯이 예측기는 전적으로 출력에만 의존하게 된다. 한편 추정 계수값이 과도상태의 시작과 끝에서 크게 변함을 알 수 있고 이때 추정 오차가 발생함을 알 수 있다. 이에 착안하여 다음과 같이 비교적 간결한 과도상태의 시작과 끝을 검출하는 식을 유도하였다[4].

$$\sum_{i=1}^{\tilde{p}} \tilde{a}_n(i)^2 > \Theta \quad (11)$$

여기서  $\tilde{a}_n(i)$ 는 시각  $n$ 에서의 계수 추정값이다. 위식의 의미는 계수추정값들의 제곱의 합이 미리 설정된 한계값 보다 크면 그 순간 과도상태가 시작되었다고 판정하고 이후에 다시 계산값이 위식을 만족하면 과도상태의 끝점으로 판정하게 된다.

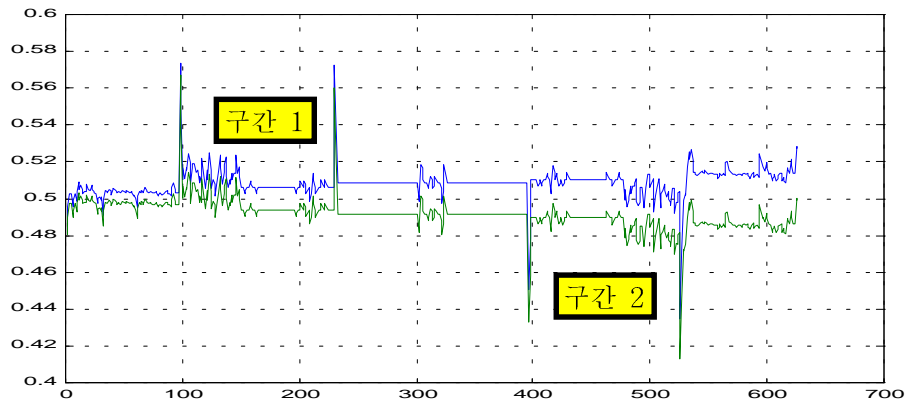
한편, 과도상태의 시작과 끝 사이의 구간에서는 추정계수가 일정한 값을 가짐을 알 수 있다. 상기와 같이 전극모델을 사용하는 경우 얻어진 계수값은 곧 음성인식분야에서 일정음성구간에서 이 값을 구하여 각 음소를 분류하는데 널리 쓰이고 있는 선형예측계수가 된다. 이에 착안하여 각 과도구간에서 이들 계수값을 구하여 과도상태를 분류하는데 사용하였다[4].

위에서 기술된 과도상태 판별 및 분류를 실험하기 위하여 증기발생기에 그림5(a)와 같은 Heat-up 및 cool-down 운전에 대한 모의 실험을 행하였다. 이때, forgetting factor  $\lambda=0.95$ 를 갖는 순환적인 최소자승법에 의해서 주어진 출력 데이터만으로 동작 할 수 있도록 2차 전극모델을 이용하여 실시간으로 파라메타를 추정된 것이 그림 3(b)이다. 이로부터 앞서 제시한 알고리즘에 의한 과도상태의 시작과 끝을 자동으로 찾아낸 것이 그림 3(c)이다. 그림 3(b)에서 알 수 있듯이 Heat-up 구간(구간 1)과 Cool-down 구간(구간2)에서 추정 계수값이 다를 수 있다. 이를 이용하여 과도 상태를 분류 할 수 있었다.

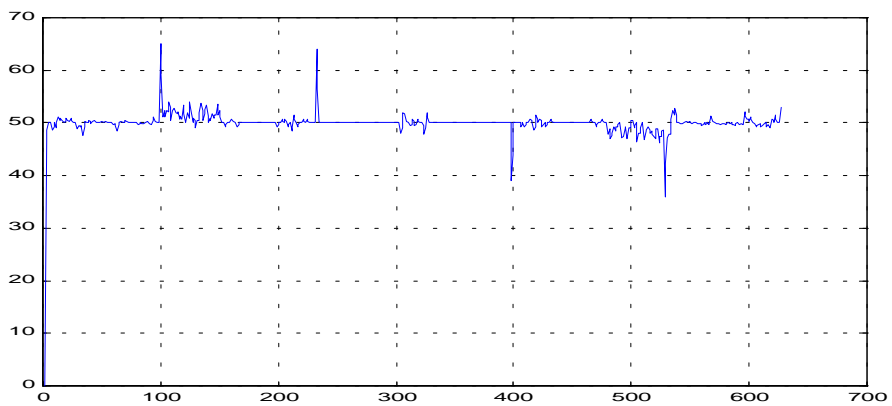




(a)



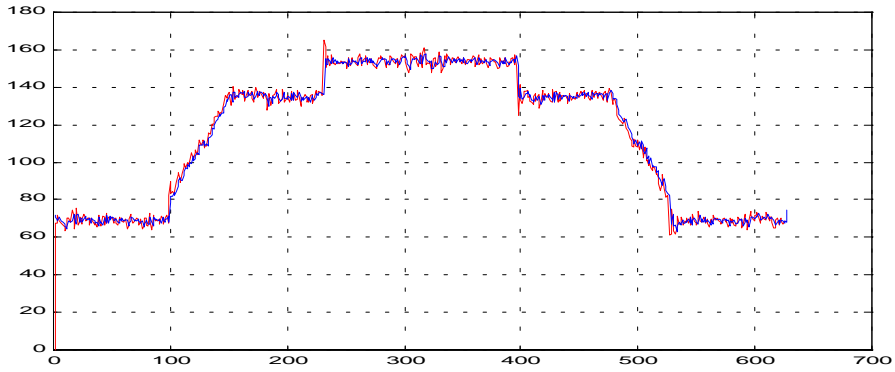
(b)



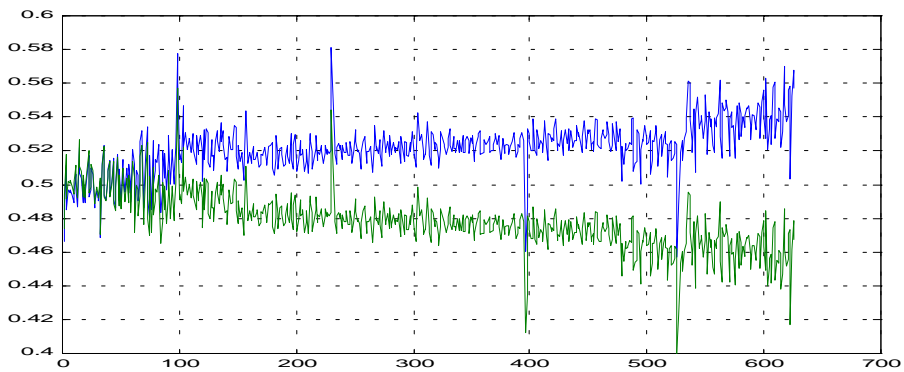
(c)

그림 3. 순환적인 최소자승법을 과도상태 검출 및 분류  
 (a) 추정값과 실제값 (b) 추정계수 (c) 과도상태 검출값

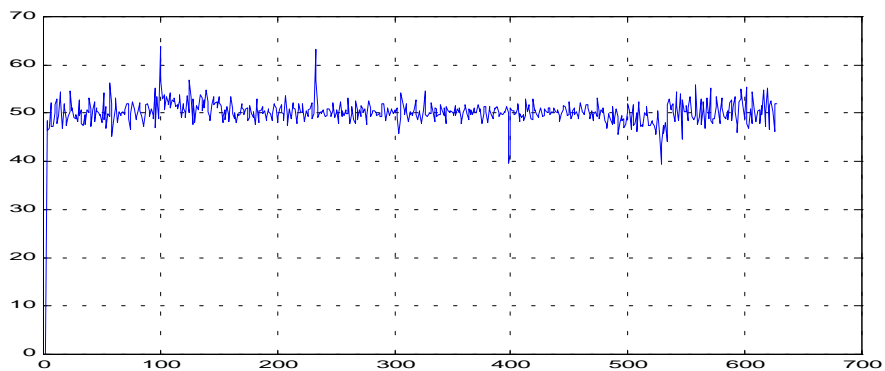
한편 위와 동일한 실험을  $\sigma=1.3$ 인 Gaussian 백색 잡음이 있는 상황에 대하여 행하였다. 실제로 원자력 발전소의 운전 변수를 계측함에 있어서 필연적으로 잡음이 더해지며, 때론 예상하지 않은 외란 (disturbance)이 발생되어 계측될 수 있기 때문이다.



(a)



(b)



(c)

그림 4. 잡음이 있는 상황에서의 순환적인 최소자승법을 과도상태 검출 및 분류

(a) 추정값과 실제값 (b) 추정계수 (c) 과도상태 검출값

위의 그림에서 알 수 있듯이 잡음이 있는 경우에 그림 4(a)에서 볼 수 있듯이 최소자승법은 주어진 데이터를 잘 추정하고 있음을 알 수 있다. 그러나 이에 따른 추정계수는 그림 4(b)에서와 같이 잡음의 영향으로 시간에 따른 변동이 매우 큼을 알 수 있다. 이에 따라 과도상태의 시작과 끝을 검출하기 위해서 계산된 값은 그림 4(c)에서 볼 수 있듯이, 변동값이 큰 관계로 과도상태의 검출이 제대로 이루어지지 않음을 알 수 있다. 따라서 실제 상황과 같이 잡음이 있는 상황에 있어서도 강인하게 동작 할 수 있는 과도상태 검출 및 분류 기법이 필요하다.

### 3.2 퍼지 패턴 매칭법을 이용한 과도상태의 판별 및 분류

다음과 같이 기초한 패턴 패칭방법을 이용한  $l$  개의 과도상태를 검출하는 시스템을 제안하고자 한다. 먼저,  $l$ 개의 과도상태 각각에 대한 패턴을 다음과 같이 표현하자.

$$\begin{aligned} TP_1 &= (x_1^1, x_2^1, \dots, x_{n_1}^1) \\ TP_2 &= (x_1^2, x_2^2, \dots, x_{n_2}^2) \\ &\vdots \\ TP_l &= (x_1^l, x_2^l, \dots, x_{n_l}^l) \end{aligned} \quad (12)$$

위 식에서 알 수 있듯이 각 과도상태를 나타내는 데이터 수는 각기 다를 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어  $TP_1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_{n_1}^1)$ 인 경우,  $n_1$ 개의 구간값이 과도상태 1에 대한 패턴값이 됨을 알 수 있다. 각 과도상태에 대한 패턴값은 위와 같이 미리 추출되어 저장되어야 한다. 즉, 여기에 등록되어 있지 않은 과도 상태 발견시 이는 즉시 Unknown으로 간주한다. 또한, 새로운 과도상태 패턴을 학습시키고 싶을 경우, 새롭게 패턴 데이터를 등록하면 된다

위와 같이 저장된 과도상태 패턴값에 대하여, 매순간 입력되는 데이터값  $x(k), k=1, 2, 3, \dots$ 에 대한 시각  $k$ 에서의 각 과도상태 매칭값은 다음과 같이 구한다.

$$MV_i(k) = \begin{cases} \frac{1}{n_i} \cdot \sum_{j=1}^{n_i} (x_j^i \star x(k-n_i+j)) & \text{if } k \geq n_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

여기서, 연산  $\star$  는 다음과 같은 두 개의 파라미터  $a, \beta (0 \leq a \leq \beta \leq 1)$ 를 갖는 퍼지 소속함수 (fuzzy membership function)[6] 로 표현되는 퍼지 매칭값으로 정의된다 (그림 5참조).

$$a \star b = \mu_M(b, a, a, \beta) = \begin{cases} 1 & \text{if } |a-b| \leq \beta \cdot |a| \\ \frac{b-(1+a)a}{(\beta-a)a} & \text{if } \beta \cdot |a| \leq |a-b| \leq a \cdot |a| \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

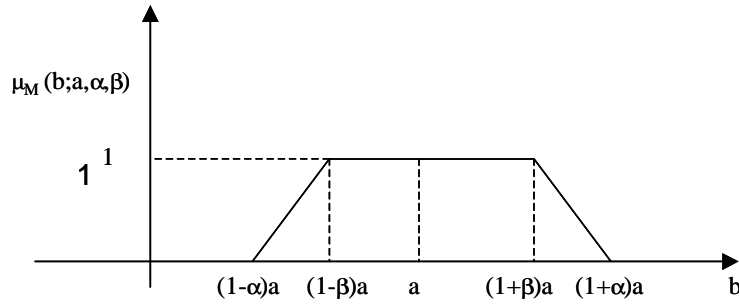


그림 5 퍼지매칭값을 위한 퍼지 소속함수

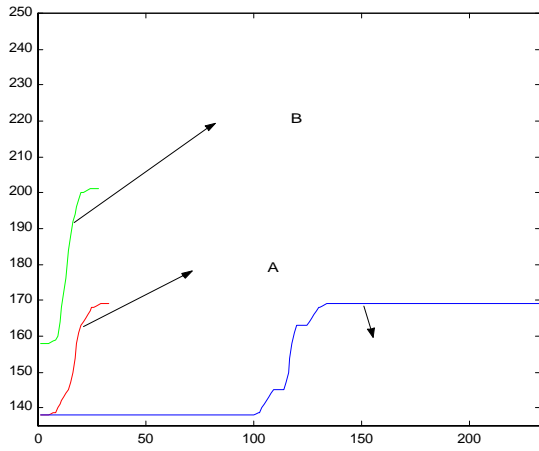
위의 (13)와 (14)식은 기본적으로 두 개의 벡터간의 유사도를 구한다. 여기서 사용된 개념은 각 벡터의 요소들끼리 절대거리를 계산하여, 이 거리가 기본패턴에서 주어진 거리의 일정 %내에 들어오면 동일한 값으로 인식하여, 이때 이 요소의 유사도를 1로 한다. 역으로 일정거리 벗어난 경우는 0으로 취한다. 최종적으로 이들 각 요소에서 구한 값들의 평균값으로 매칭값을 결정한다. 수식의 성질로부터 매칭값의 범위는 0과 1사이의 값이다. 매칭값이 1인 경우, 두 개의 패턴이 100% 일치함을 알 수 있다. (14)식에서 쓰인  $\beta$ 는 위에서 설명된 유사도를 구함에 있어서, 어느 정도까지의 변동분을 허용할 것인지를 결정한다. 프로그램에서  $\beta$ 는 0과 1사이의 값으로 설정이 가능하다. 0으로 설정하는 경우 입력패턴이 저장된 패턴과 정확히 일치 해야 함을 의미한다. 일반적으로  $\beta$ 를 너무 크게 하면 서로 다른 과도상태를 같은 것으로 오인할 수 있다. 그러나 너무 작은 경우에는 약간의 deviation에서 판별을 못하는 단점이 있다. 시뮬레이션에서는  $\alpha = \beta = 0.05$ 로 설정하였다.

위와 같이 구한 매칭값  $MV_i$ 에 대하여, 과도상태 판별값  $DV_i$ 는 다음과 같이 구한다.

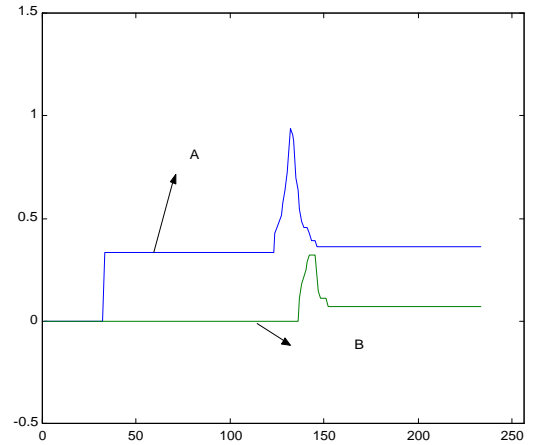
$$DV_i = \begin{cases} 1 & \text{if } MV_i \geq \delta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

실제로 (13)식에서 구한 매칭값은 완벽하게 동일한 입력패턴에 대해서는 1.0의 출력을 내게 되지만, 입력에 필연적으로 섞여 들어오는 노이즈나, 계기오차 등에 의해서 약간의 변동분이 발생하는 관계로 0.93~1.0 정도의 구간값을 갖게 된다. 또한 검출대상이 아닌 과도상태에 대한 매칭값도 실제로는 0이 아닌 0.5 미만의 작은 값이 된다. 그러므로 여기에 대하여 threshold 값을 두어, 매칭값을 0과 1로 표현되는 최종적인 과도상태 판별값을 갖도록 한다.

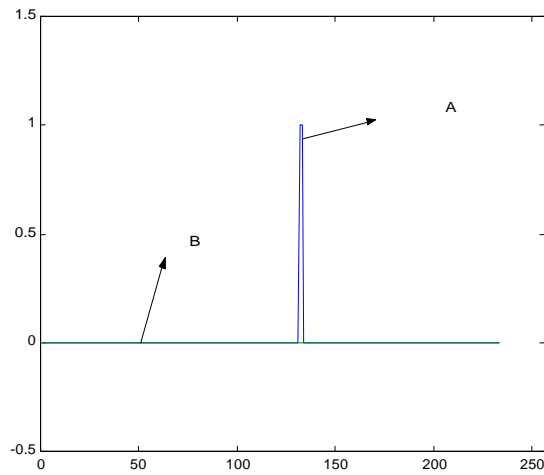
제안된 알고리즘의 검증을 위하여 그림 6(a)에서와 같이 과도상태 A와 B에 대한 패턴을 기억해 둔다. 이후, 저장되어 있는 과도상태 패턴 A와는 조금 차이가 나는 실제 데이터가 입력되었을 때, 각 시각에서의 퍼지매칭값을 그림 6(b)에 나타내었다. 그림에서와 같이, 과도상태 패턴 B와의 매칭값은 전구간에 걸쳐서 0.3이하의 낮은 값을 보이는 반면 과도상태 패턴 A와의 매칭값은 1의 피크값을 가짐을 알 수 있다. 이후 이러한 매칭값에 대하여 Threshold값 ( $\delta = 0.9$ )을 이용하여 과도상태 판별값을 구하면, 그림 6(c)과 같이 원하는 결과가 나옴을 알 수 있다. 알고리즘의 성질에 의해 그림 6(c)의 과도상태 판별값이 피크가 되는 지점이 과도상태의 종료지점이며, 여기서부터 기준패턴의 시간거리 만큼의 빠른시각이 과도상태의 시작시점이 된다.



(a)



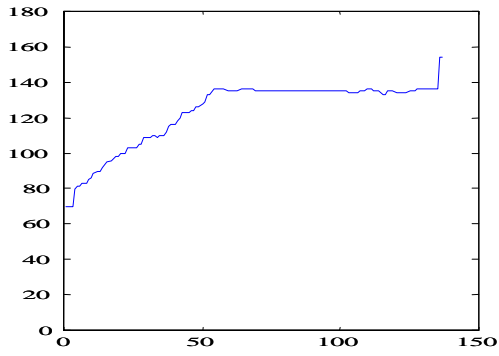
(b)



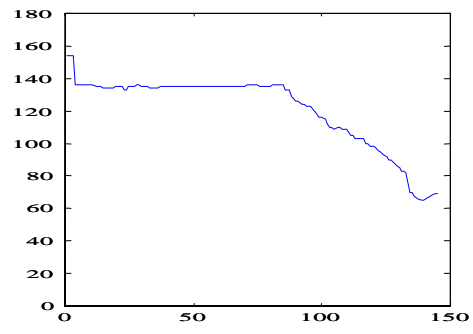
(c)

그림 6. 퍼지 패턴매칭에 의한 과도상태 판별과 분류

위에서 기술된 퍼지 매칭값에 의한 과도상태 판별 및 분류를 실험하기 위하여 증기발생기에 그림 7(a)(b)와 같이 잡음이 없는 경우와  $\sigma=3$ 인 Gaussian 관측 잡음이 있는 경우의 Heat-up 및 cool-down 운전에 대한 모의 실험을 행하였다. 그림 8에서 알 수 있듯이 앞의 선형예측계수에 의한 과도상태 분류와는 다르게 주어진 관측 잡음하에서도 잡음이 없는 경우와 동일한 실험 결과를 얻을 수 있었다.

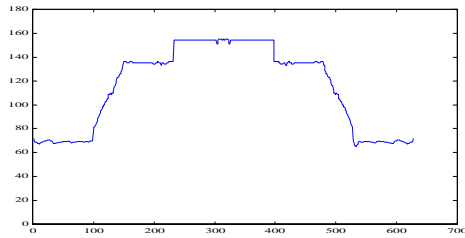


(a)

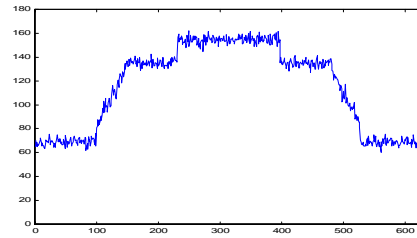


(b)

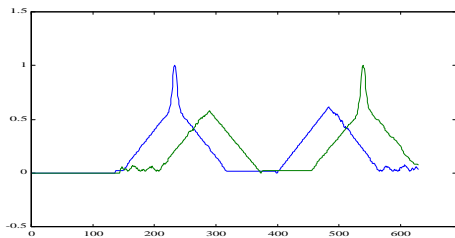
그림 7. 저장된 과도상태 기준 패턴  
(a) heat-up 패턴 (b) cool-down 패턴



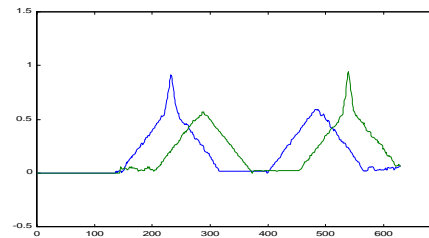
(a)



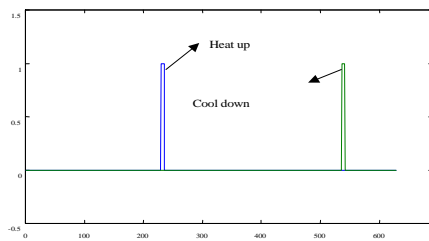
(b)



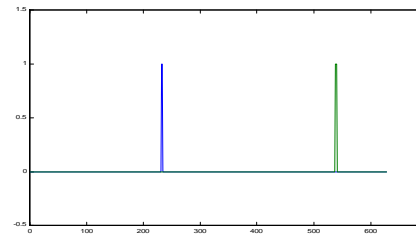
(c)



(d)



(e)



(f)

그림 8. 퍼지 패턴매칭법에 의한 과도상태 검출 및 분류  
(a) 잡음이 없을 때의 관측값 (c) 퍼지매칭값 (e) 과도상태 검출 및 분류  
(b)  $\sigma=3$  인 Gaussian 잡음이 있는 경우의 관측값 (d) 퍼지매칭값 (g) 과도상태 검출 및 분류

## 4. 결론

원자력발전소 운영에 있어서, 운전 시작시점에서 수명 종료시점까지 발전소 과도상태 종류별 횡수가 설계 제한치를 넘지 않도록 감시하여야 하며, 이를 위하여 발전소 운전 과도상태를 자동으로 판별하여 분류하는 방법이 요구되고 있다. 본 연구에서는 주어지는 발전소의 과도상태 데이터에 대하여 별도의 수학적 조작없이, 이를 컴퓨터에 저장하여 기준 패턴으로 삼고, 매 1분마다 입력되는 데이터와의 매칭값을 구하여 과도상태 발생 여부 및 분류를 행할 수 있도록 하였다. 이렇게 함으로서, 공정데이터의 취득과정에서 생기는 노이즈나 외란 등에 대하여 둔감하게 하였다. 더욱이 매칭값을 구함에 있어서 퍼지논리(fuzzy logic)을 도입하여 단순히 0과 1로 표현되는 매칭값이 아닌, 데이터가 가지고 있는 불확실성도 포함할 수 있도록 0과 1사이의 값으로 표현되는 매칭값을 갖도록 하였다. 알고리즘의 검증을 위해서, 원자력 발전소 증기발생기의 과도상태 판별 및 분류에 적용하여 모의 실험을 행하였다.

## 참고문헌

- [1] 김종석, 정일석, “발전소과도상태 지능형 감시시스템 개발”, 1998 한국원자력학회 춘계학술발표회 논문집
- [2] Y.Bartal, J.Lin, R.E.Uhrig, " Nuclear power plant transient diagnostics using artificial neural networks that allow "Don't-know" classifications.", Nuclear Technology, Vol. 110, pp. 436-449, 1994.
- [3] J.Salamun, A.Stritar, "Nuclear power plant transient diagnostics using transfer functions as estimators.", Nuclear Technology, Vol. 124, pp. 118-137, 1998.
- [4] 전명근, 광근창, 김종석, 정일석, “최소자승법을 이용한 원자력 발전소 과도상태 판별과 선형예측계수를 이용한 분류”, 1999 한국원자력학회 추계학술발표회 논문집
- [5] E. Irving, et al, "Toward efficient full automation operation of the PWR steam generator with water level adaptive control", Boiler Dynamics and Control in Nuclear Power, pp.309-329,1980.
- [6] W. Pedrycz, "Fuzzy Sets Engineering", CRC press, 1995.