

'99 추계학술발표회 논문집  
한국원자력학회

최소자승법을 이용한 원자력발전소 과도상태 판별과  
선형예측계수를 이용한 분류

Nuclear Power Plant Transient Recognition and Classification Using  
Linear Predictive Coefficients and Least Square Estimation

전명근, 박근창  
충북대학교  
충북 청주시 흥덕구 개신동 48

김종석, 정일석  
전력연구원  
대전광역시 유성구 문지동 103-16

요 약

원자력발전소 운영에 있어서, 운전 시작시점에서 수명 종료시점까지 발전소 과도상태 종류별 횟수가 설계 제한치를 넘지 않도록 감시하여야 하며, 이를 위하여 발전소 운전 과도상태를 자동으로 판별하여 분류하는 방법이 요구되고 있다. 현재 이에 관해 제안된 기법들은 모두 원자력 발전소 운전에 따른 입·출력데이터를 요구하는 구조로 되어 있다. 그러나 운전자의 조작으로 정해지는 입력데이터 값은 실제 운전 중인 원자력 발전소의 경우에는 얻기가 어렵다. 따라서 본 논문에서는 입력데이터 없이 출력데이터만으로 과도상태를 판별할 수 있도록 최소자승법을 이용하여 과도상태를 판별하고 과도상태구간에서 선형예측계수를 구하여 과도상태를 분류하는 방법을 제안하고자 한다. 이를 원자력발전소 증기발생기의 과도상태 판별 및 분류에 적용하여 모의 실험을 행하였다.

**Abstract**

In a nuclear power plant, it is needed to classify and count the transient state during the entire period of plant operation so that the total number of each transient should not exceed a limit given at the design phase. So, it is increasingly required to automatically detect and classify the transient state of a nuclear power plant. 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 method depending on the output data only using linear predictive coefficients and least square estimation. 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. 따라서 발전소 운영자는 운전 시작시점에서 수명 종료시점까지 발전소 과도상태 종류별 횟수가 설계 제한치를 넘지 않도록 감시하여야 하며 이를 위해서는 발전소 운전 과도상태 기록유지가 필요하다. 그러나 현재와 같은 발전소 운전 Strip Chart나 Log Sheet를 이용하는 방식으로는 과도상태 발생 여부 판단이 어려울 뿐만 아니라 카운팅 자체에도 많은 시간이 소요되어 좀 더 편리한 방법을 도입할 필요가 있다. 이와 관련하여 전력연구원에서는 발전소 수명기간 중 발생하는 과도상태 데이터를 발전소 주전산기의 운전변수를 통해 수집하고 관리하는 “발전소 과도상태 지능형 감시 시스템”을 개발하고 있다 (그림 1 참조)[1]. 본 연구는 이 가운데 수집된 데이터를 토대로 과도상태를 분류하여 자동으로 발생횟수를 카운팅하는 것을 목표로 하고 있다.

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 제안하였다. 그러나 이들 알고리즘을 실제의 발전소에 적용하기 위해서는 다음과 같은 여러 가지 문제점들이 있다. 먼저, 신경회로망을 이용하기 위해서는 다수의 과도상태패턴이 필요한데 이를 실제 원자력 발전소에서 취득하기는 쉽지 않다. 또한 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 과도상태 구간을 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 운영중의 각 공정에서의 온도, 압력, 수위 등 각공정의 출력값들은 발전소 감시시스템을 위하여 대부분 출력값으로 제공되고 있으나, 운전자의 조작으로 정해지는 밸브의 폐도나 입력되는 유량 등 각공정의 입력데이터 값은 얻어내기가 현실적으로 어렵다.

따라서 본 연구에서는 원자력 발전소의 각 공정에서 출력되는 값만을 이용하여 과도상태구간을 자동으로 판별하고, 이 구간에 대해서 과도상태 종류를 분류해내는 두 단계로 나누어 알고리즘을 개발하고자 한다. 먼저, 과도상태 구간을 판별하는 방법은 실시간 처리가 가능한 순환적인 최소자승법(recursive least square estimation; RLSE)을 이용하여 과도상태의 시작과 끝을 판별하고, 이렇게 구해진 과도상태 구간에 대해서 음성인식 등에 널리 쓰이고 있는 선형예측계수(linear predictive coefficient; LPC)를 구하여 이를 토대로 과도상태를 분류하는 방법을 제안하고자 한다.

이를 원자력발전소 증기발생기의 과도상태 판별 및 분류에 적용하여 모의 실험을 행하였다.

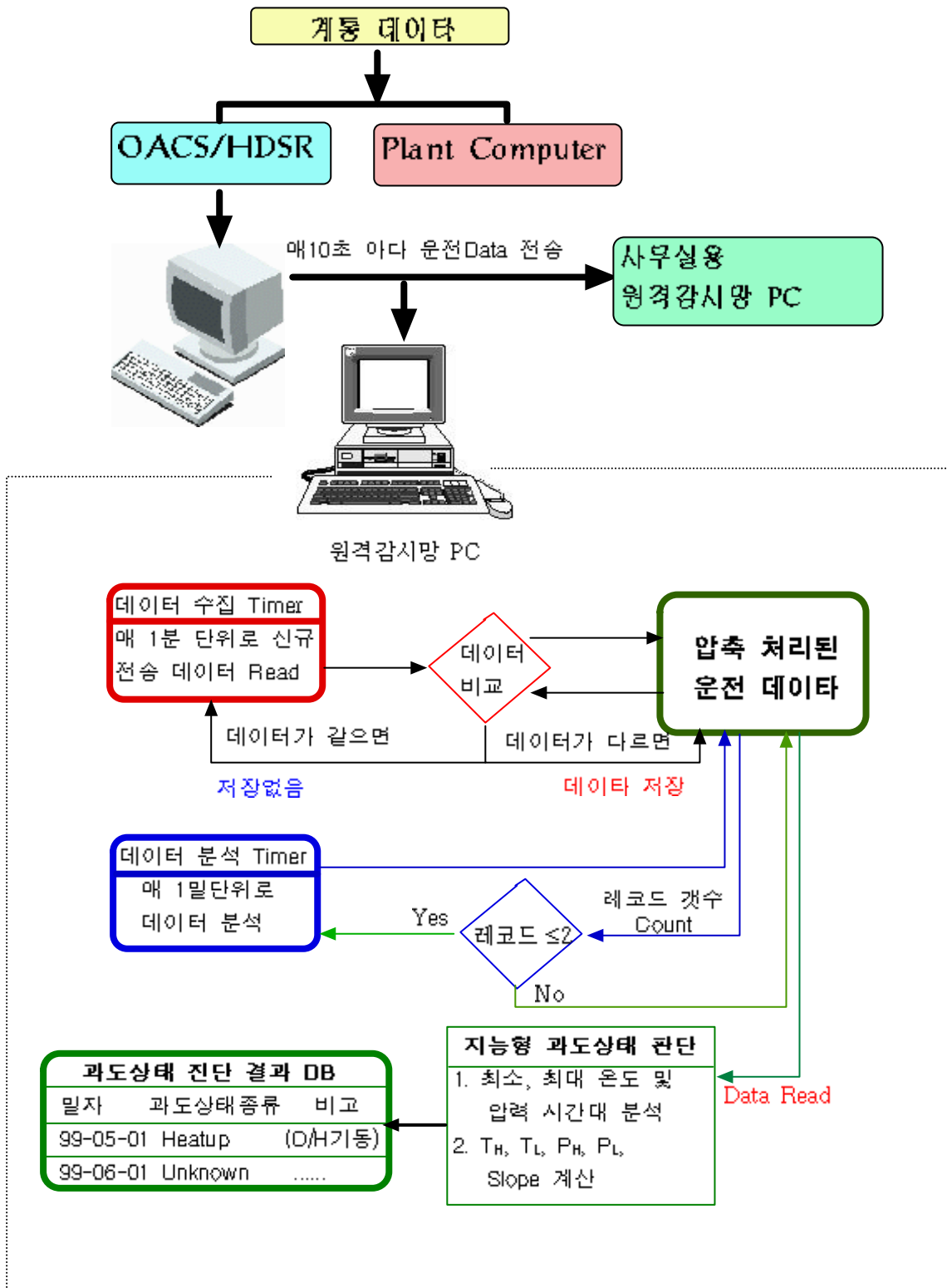


그림 1. 발전소 과도상태 지능형 감시 시스템 개요

## 2. 원자력 발전소 증기발생기의 과도 상태

본 연구에서 제안하고자 하는 알고리즘을 본 연구에서는 우선 원자력발전소 증기발생기에의 과도상태 판별 및 분류에 적용하고자 다음과 같은 Irving[4]이 제안한 전달함수 모델을 이용하여 출력 데이터를 획득하였다. 여기서는, 이식의 유도과정을 간략히 살펴보고 그 특징을 살펴 보고자 한다. 다음과 같이 변수 등이 식을 유도하는데 사용되었다.

- $W_{fo}$  : 증기발생기에 공급되는 급수유량
- $W_g$  : 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 수위변환
- $L$  : 복합적인 증기발생기 수위
- $G_3$  : 유량차에 의한 광역수위 변화 상수
- $L_w$  : 증기발생기 광역 수위

증기발생기에 공급되는 급수유량  $W_{fo}$ 와 발생되어 유출되는 증기유량  $W_g$ 의 차에 의한 증기발생기 내의 질량변화는  $\frac{dM}{dt} = W_{fo} - W_g$  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 다

음과 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 생각해 보자. 즉,  $\frac{dL_d}{dt} = \frac{dV_d}{dt} = 0$ 인 경우에 대하여 생각해 보면,

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

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

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

$$L_S(s) = \frac{G_1}{s} \cdot W_d(s) \tag{3}$$

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 함수로 생각하여 모델링 하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{dL_d}{dt} &= -\frac{1}{\tau_2} (G_2 \cdot W_d - L_d) \\ L_d(s) &= -\frac{G_2}{1 + \tau_2 s} \cdot W_d(s) \end{aligned} \tag{4}$$

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

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

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

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

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

$$\frac{G_3 s}{\tau_1^{-2} + 4x^2 T^{-2} + 2\tau_1^{-1}s + s^2} W_{ko}(s) \tag{7}$$

을 추가하여 다음과 같은 최종적인 전달 함수를 구하였다.

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

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	$W_r$ (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.

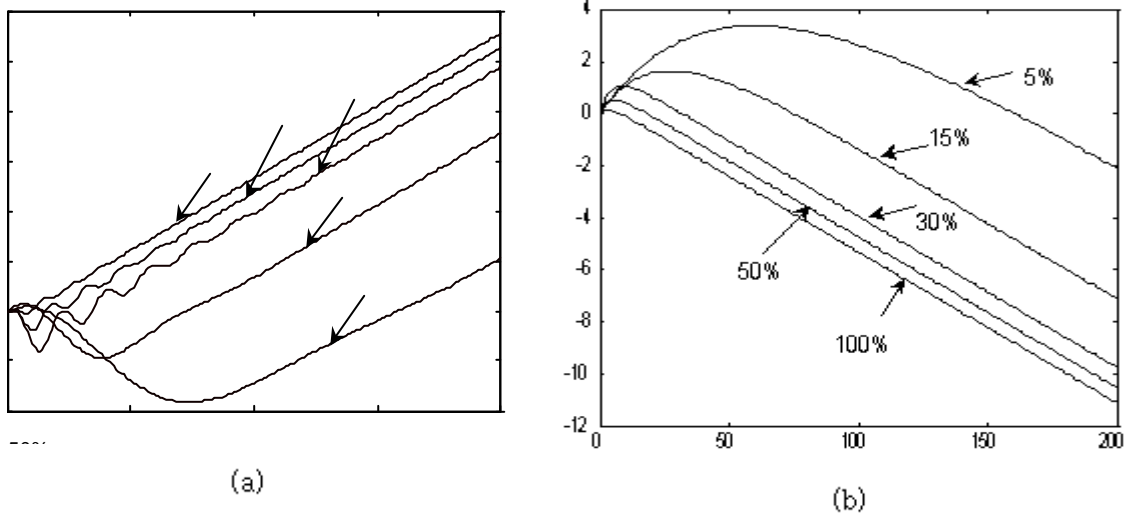


그림 2. 급수유량(a) 과 증기량(b)의 단위변화에 따른 수위변화

### 3. 최소자승법을 이용한 과도상태 판별과 선형예측계수를 이용한 분류

#### 3.1 최소자승법을 이용한 과도상태의 판별

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)이고, 실시간 처리를 위해서 이를 변형한 것이 순환적인 최소자승 예측법(recursive least square estimation)이다. 여기서는 간략히 특징만을 기술하고자 한다.

입력이  $x(n)$ 이고 출력이  $y(n)$ 인 선형이산시스템에서 이들의 Z-변환에 의해 주어지는 전달함수가 다음과 같다고 하자.

$$\frac{Y(z)}{X(z)} = H(z) = \frac{\sum_{j=0}^{q-1} b(j)z^{-j}}{\sum_{i=0}^{p-1} a(i)z^{-i}} \quad (9)$$

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 추정한 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.

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

윗식에서  $\tilde{p} = p, \tilde{q} = q$ 이고  $\tilde{a}(i) = a(i), \tilde{b}(j) = b(j)$ 이면, 추정한 값은 실제 관측된 값과 정확하게 일치되어  $\tilde{y}(n) = y(n)$  된다. 그러나 이는 현실적으로 불가능하며 다음과 같이 근사적으로 얻어지게 된다.

먼저, 최소자승 예측알고리즘에 있어서 가장 먼저 정해 주어야 하는 것이 시스템의 차수  $\tilde{p}, \tilde{q}$ 를 정해 주어야 한다. 이와 관련하여 (9)와 같은 전달함수에서 분자항을 상수로 하는 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, 이와는 반대로 분모가 상수항인 경우, 즉  $\tilde{p} = 1$ 으로 시스템을 가정하는 경우를 전영모델(all-zero model)이라 하며, 이때의 예측기는 전적으로 입력에만 의존하게 된다.

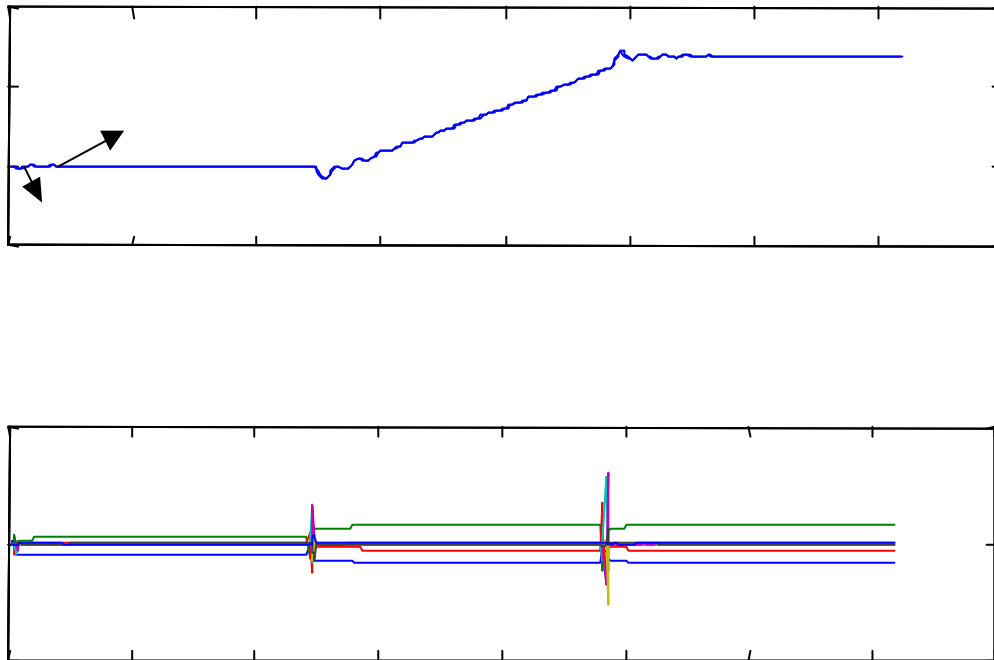
본 연구에서는 다음과 같은 forgetting factor  $\lambda$ 를 가진 순환적인 최소자승 예측알고리즘을 이용하였다 (자세한 내용은 참고 문헌 [5] 참조바람).

$$X_{i+1} = X_i + S_{i+1}a_{i+1}(b_{i+1}^T - a_{i+1}^T X_i) \quad (11)$$

$$S_{i+1} = \frac{1}{\lambda} \left( S_i - \frac{S_i a_{i+1} a_{i+1}^T S_i}{\lambda + a_{i+1}^T S_i a_{i+1}} \right) \quad (12)$$

여기서  $X_0=0$  이고  $S_0=rI$ 에서  $r$ 은 양의 큰 수이고  $I$ 는 항등 행렬이고  $X$ 는 추정하고자 하는 이산 전달함수의 파라미터이다.

위의 알고리즘을 이용하여 증기 발생기의 과도상태를 판별하여 그 시작점과 끝점을 알아내는 실험을 증기 발생기 출력 30%에 대하여 행하였다. 실험에서는 앞서 2장에서 제시된 전달함수를 이용하여 4분간의 정상상태 후 4분간 단위크기의 주급수를 공급했을 때의 과도상태를 만든 후, 매초 마다 들어오는 수위값만을 가지고 과도상태를 판별할 수 있도록 하였다. 단지 주어진 출력 데이터 만으로 동작 할 수 있도록 전극모델을 이용하였으며, 분모의 차수는 8차 그리고 forgetting factor  $\lambda=0.98$ 로 하였다.



(b)

그림 3. 순환적인 최소자승법을 이용한 예측값(a)과 추정계수(b)

그림 3(a)에서 알 수 있듯이, 전구간에서 정확하게 출력값을 추정하고 있음을 알 수 있다. 한편 그림 3(b) 그림에서 볼 수 있듯이 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.



$$\sum_{i=1}^p \tilde{a}_*(i)^2 > \theta \quad (13)$$

여기서  $\tilde{a}_*(i)$ 는 시각  $n$ 에서의 계수 추정값이다. 위식의 의미는 계수추정값들의 자승의 합이 미리설정된 threshold 값보다 크면 그 순간 과도상태가 시작되었다고 판정하고 이후에 다시 계산값이 위식을 만족하면 과도상태의 끝점으로 판정하게 된다. 그림 4는 (13)에서 제시된 식의 값을 그린 것이다. 실험조건과 같이 240초와 480초에서 Peak가 발생함을 알 수 있고 이로부터 과도상태의 시작과 종료시각을 판별할 수 있었다.

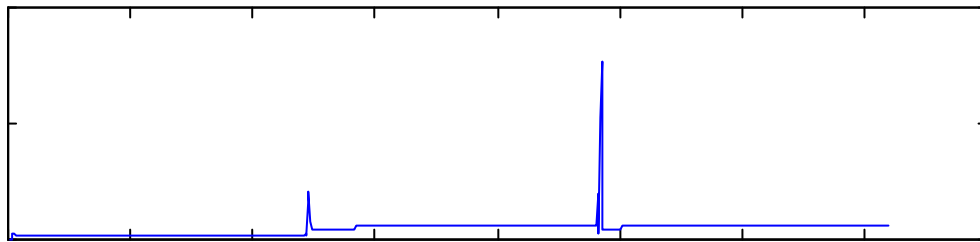


그림 4. 과도상태의 시작과 종료시각 판별

### 3.1 선형예측계수를 이용한 과도상태의 분류

선형예측계수(LPC)는 음성인식분야에서 일정음성구간에서 이 값을구하여 각 음소를 분류하는데 널리 쓰이고 있다. 본 연구에서는 이를 이용하여 각 과도구간에서 이들 계수값을 구하여 과도상태를 분류하고자 한다. 먼저, 선형예측계수에 대하여 간략히 알아보자[6].

전극 모델을 사용할 경우 임의의 지점  $n$ 에서 출력값은 식 (9)로부터 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{y}(n) = - \sum_{i=1}^p a(i)y(n-i) \quad (14)$$

그러면 예측 오차는  $a(0) = 1$ 로 놓을때

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) = \sum_{i=0}^p a(i)y(n-i) \quad (15)$$

로 주어진다. 이 오차의 자승 즉,  $E = \sum_n e^2$  최소화하는 계수를 선형 예측 계수 (LPC : linear prediction coefficient) 라 부른다.

이를 만족하는 계수는 먼저, 직교 원리에 의하여 다음의 조건을 만족해야 한다.

$$\sum_n y(n-j)e(n) = 0, \quad j=1, 2, \dots, p \quad (16)$$

위식에  $e(n)$ 대신에 식(16)을 대입하면 아래식과 같이 된다.

$$\sum_{*} y(n-j) \sum_{i=0}^{\Delta} a(i) y(n-i) = 0, \quad j=1,2,\dots,p \quad (17)$$

$$\sum_{i=0}^{\Delta} a(i) \sum_{*} y(n-i) y(n-j) = 0, \quad j=1,2,\dots,p \quad (18)$$

윗 식의 뒷부분은 자기상관함수에 해당되며, 이 부분을 다음과 같이  $r_{i-j} \equiv \sum_{*} y(n-i) y(n-j)$ 로 놓으면

다음 식과 같이 변형된다.

$$\sum_{i=0}^{\Delta} a(i) r_{i-j} \quad j=1,2,\dots,p \quad (19)$$

윗식을 전개하여 행렬 형태로 표현하면, ( $r_{-i} = r_i$ ) 다음과 같은 행렬식이 된다.

$$\begin{bmatrix} r_1 & r_0 & r_1 & r_2 & \dots & r_{p-1} \\ r_2 & r_1 & r_0 & r_1 & \dots & r_{p-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_p & r_{p-1} & r_{p-2} & r_{p-3} & \dots & r_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a(1) \\ a(2) \\ \vdots \\ a(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

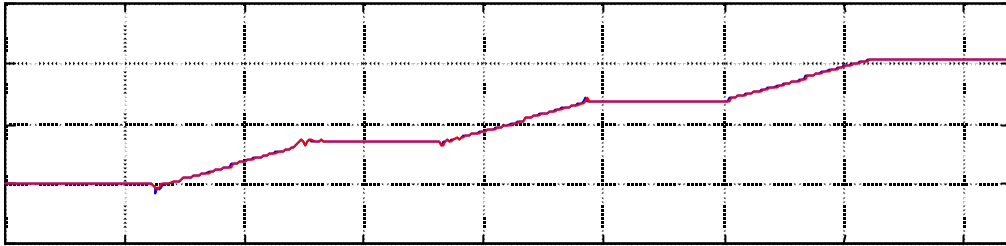
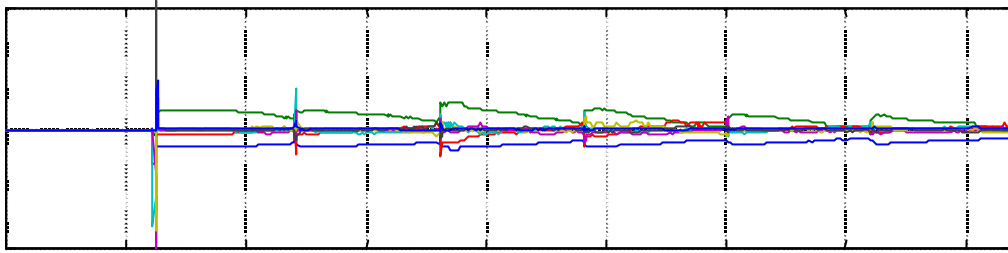
$$\begin{bmatrix} r_0 & r_1 & r_2 & \dots & r_{p-1} \\ r_1 & r_0 & r_1 & \dots & r_{p-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{p-1} & r_{p-2} & r_{p-3} & \dots & r_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(1) \\ a(2) \\ \vdots \\ a(p) \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_p \end{bmatrix} \quad (21)$$

위와 같이 주어진 식을 효율적으로 푸는 방법은 Levinson과 Durbin에 의해 제시되어 있다[ ].

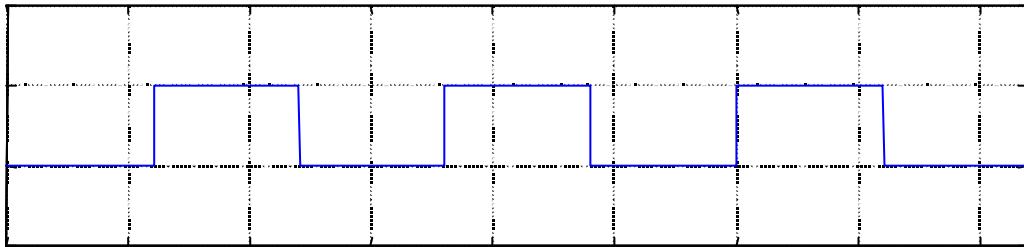
위에서 기술된 과도상태 판별 및 분류를 실험하기 위하여 증기발생기에 다음과 같은 Heat-up 운전 에 대한 모의 실험을 행하였다. 먼저, 그림 5(c)의 입력과형과 같이 4분동안 정상상태에 있는 후, 4분간 주급수량에 단위입력을 가하여 30%출력에서의 과도상태값을 얻었다. 이후 유사하게 4분동안 정상상태에 있는 후 4분간 주급수량에 단위입력을 가하여 50%출력에서의 과도상태를 얻었다. 마지막으로 4분동안 정상상태에 있는 후 4분간 주급수량에 단위입력을 가하여 100%출력의 과도상태 값을 얻었다.

이때, forgetting factor  $\lambda=0.98$ 를 갖는 순환적인 최소자승법에 의해서 주어진 출력 데이터 만으로 동작 할 수 있도록 분모의 차수는 8차 전극모델을 이용하여 실시간으로 파라메타를 추정한 것이 그림 5(a)이다. 이로부터 앞서 제시한 알고리즘에 의한 과도상태의 시작과 끝을 자동으로 찾아낸 것이 그림 5(d)이다. 이로부터 그림 5(c)로 주어지는 입력 데이터 없이도, 과도상태의 시작과 끝을 잘 판단하고 있음을 알 수 있다. 이렇게 하여 추출된 과도상태 구간에 대하여 앞서 제시된 6차의 선형예측계수를 구하였다. 이를 표 2에 제시해 놓았다.

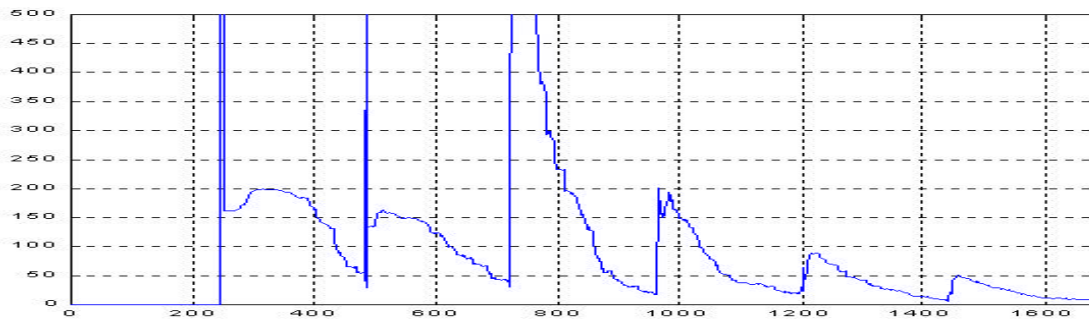
표 2에서 주어진 각 과도상태에 대한 선형예측 계수들은 사전에 미리 계산해 놓은 각 과도상태의 선형예측계수들과 잘 일치함을 알 수 있었다. 이로부터 선형예측 계수를 이용한 과도상태 분류가 가능함을 알았다. 실제로 본 연구에서 사용한 출력 50%와 100%에서의 과도상태는 별로 차이점이 없어 선형예측계수값들은 매우 유사하게 나왔으나, 이들과 다른 과도상태 양상을 보이는 Cool-down 등의 과도상태 값들과는 크게 구별된다.



(b) 추정값 및 실제 출력값



(c) 가해진 입력



(d) 추정파라메타에 의한 과도상태 판별

그림 5. Heat-up시의 증기 발생기 과도상태 판별 및 분류

표 2. Heat-up시의 과도상태 분류 LPC 값

LPC 계수	a(1)	a(2)	a(3)	a(4)	a(5)	a(6)
출력 30% 과도상태	1.0000	-1.0027	0.0010	0.0016	0.0019	0.0056
출력 50% 과도상태	1.0000	-0.9986	0.0005	0.0006	0.0008	0.0033
출력100% 과도상태	1.0000	-0.9970	0.0001	0.0001	0.0001	0.0030

#### 4. 결론

원자력발전소 운영에 있어서, 운전 시작시점에서 수명 종료시점까지 발전소 과도상태 종류별 횟수가 설계 제한치를 넘지 않도록 감시하여야 하며, 이를 위하여 발전소 운전 과도상태를 자동으로 판별하여 분류하는 방법이 요구되고 있다. 본 논문에서는 발전소 운영데이터 중 입력데이터 없이 출력데이터만으로 과도상태를 판별할 수 있도록 최소자승법을 이용하여 과도상태를 판별하고 과도상태구간에서 선형예측계수를 구하여 과도상태를 분류하는 방법을 제안하고자 하고 이를 우선 원자력발전소 증기발생기의 과도상태 판별 및 분류에 적용하여 모의 실험을 행하였다. 실험결과 과도상태 판별과 분류에서 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 현재, 본 연구를 향후에 실제 원자력 발전소 데이터에 적용할 때의 여러 문제점 극복과 학습기능의 구현 등에 대한 보완연구가 진행되고 있다.

#### 참고문헌

- [1] 김종석, 정일석, "발전소과도상태 지능형 감시시스템 개발", 1998 한국원자력학회 춘계 학술발표회 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] 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.
- [5] R. Johansson, "System modeling and identification," Prentice Hall, 1993.
- [6] L. Rabiner and B-H. Juang, "Fundamentals of speech recognition", Prentice Hall, 1993.