

論 文
36~1~9

관류형 보일러의 비선형 저차모델 개발에 관한 연구

A Study on Development of Nonlinear Low Order Models for an Once-through Type Boiler

李 在 用* · 蔡 錫** · 卞 增 男*** · 尹 明 重***
(Jae-Yong Lee · Seog Chae · Myoung-Joong Yoon · Zeungnam Bien)

Abstract

By use of the real recorded data obtained from a power plant, nonlinear low-order state space models are developed for an once-through type power plant boiler.

In order to understand the boiler dynamics and to use for the back-up controller design, the unknown model parameters have been estimated using the nonlinear estimation technique, i. e. Extended Kalman Filter method.

It is shown that the simulation results coincide with the measurement data within 5% relative error range, which are acceptable from a back-up controller design point of view.

1. 서 론

대형 화력발전소의 보일러를 분석하고 그 제어를 설계 또는 해석하기 위해서는 보일러의 모델이 필요하다.

모델은 Process를 묘사하는 여러가지 대수방정식 및 미분방정식의 집합으로 이루어진다. 모델링 방법에는 보통 Process에 적용시킬 수 있는 여러가지 지배방정식을 이용하는 물리적 접근방식과 Process에 주어지는 입력과 출력(I/O)의 관계를 이용하여, Process의 변수들과 관련시켜 파라미터를 추정해내는 black box 접근방식이 있다. 그러나 실제로는 위 두가지 방법이 병합되어 쓰이고 있는 실정이다. 즉 Process의 동적 실험에서 얻은 데이터를

이용하여 모델의 여러가지 알려지지 않은 파라미터를 추정해낸다. 연구대상으로 한 화력발전소의 보일러는 경제성, 안정성 등을 이유로 보일러의 분석을 위한 여러가지 실험을 하기가 어렵다. 따라서 우선 데이터와 컴퓨터 시뮬레이션에 의하여 모델링하는 방법이 필요하다.

화력발전소의 보일러는 크게 드럼형(drum type)과 관류형(once-through type)으로 분류되는데 드럼형 보일러는 드럼을 제어하기 위한 수학적 모델이 일찍부터 개발되었다. Kwan²은 보일러를 각 Subsystem별로 지배방식을 적용시켜 고차로 모델링했고, Astrom³은 I/O 데이터를 이용하여 간단하게 추정을 시도했고, Eklund⁴는 선형, 비선형 모델에 대해 추정 이론을 적용시켰다. 그 뒤 제어용으로 Anderson⁵이 저차로 모델링했고, Harget⁶는 이 저차 모델에 추정 이론을 적용시켰다. 또한 Tyssö^{7,8}는 드럼형 선박 보일러를 선형, 비선형으로 모델링하여 파라미터 추정을 하는 등 드럼형 보일러는 비교적 잘 연구되어 왔다. 그러나 관류형 보일러는 Adams⁹에 의한 고차 시뮬레이션용 모델 정도가 개

*正 會 員 : 韓 國 電 力 公 社 靈 光 原 子 力 發 電 所
 **正 會 員 : 金 鳥 工 科 大 學 電 子 工 學 科 助 教 授
 ***正 會 員 : 韓 國 科 學 技 術 院 電 氣 及 電 子 科 教 授 · 工 博
 接 受 日 字 : 1986年 7月 28日
 1次 修 正 : 1986年 9月 30日

발되었을 뿐이다.

본 논문에서는 관류형 보일러의 일종인 Benson형 보일러를 수학적으로 모델링하고, 여기에 쓰인 알려지지 않은 제작 데이터와 정의된 파라미터를 발전소의 시운전 데이터를 이용하여 추정하였다. 이로써 관류형 보일러의 동적 특성을 이해하고 제어기의 설계, back up용 제어기의 설계 및 시뮬레이터의 개발을 용이하게 하고자 하였다.

2. 관류형 보일러의 수학적 모델링

2.1 개요

보일러의 동적 특성은 여러개의 비선형, 편미분 방정식으로 나타낼 수 있다. 이 방정식은 시간과 공간의 미분항이 포함된 유체의 흐름이나 또는 열전달의 관계를 나타내고 있다. 이 방정식의 해는 보통 매우 복잡하기 때문에 적절한 가정하에 단순화 과정이 필요하다. 보일러의 분석에서도 증기나 연소가스의 특성이 축 방향으로만 변하고 공간에 대해 선형으로 변한다는 가정하에, 공간 미분항을 소거한다. 즉 편미분 방정식을 상미분 방정식으로 만든다. 일반적으로 시스템을 기술하는 방정식은

$$f(x, y, z, \dots, \frac{\partial x}{\partial t}, \frac{\partial x}{\partial l}, \frac{\partial y}{\partial t}, \frac{\partial y}{\partial l}, \dots) = 0 \quad (2-1)$$

로 쓸 수 있다. 여기에 위의 가정을 적용하면 공간 미분항은 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial x}{\partial l} = \frac{x_2 - x_1}{L}, \quad \frac{\partial y}{\partial l} = \frac{y_2 - y_1}{L} \quad (2-2)$$

x, y 값들은 영역 $[0, L]$ 내의 임의의 값을 취할 수 있으나 본 논문에서는 끝단에서의 값, 즉 $x = x_{1-1} = x_2(t)$ 를 취하였다. 식(2-2)를 이용하여 식(2-1)을 공간에 대해 lumping시키면 식(2-3)과 같다.

$$f(x_2, y_2, z_2, \dots, \frac{\partial x_2}{\partial t}, \frac{x_2 - x_1}{L}, \frac{\partial y_2}{\partial t}, \frac{y_2 - y_1}{L}, \dots) = 0 \quad (2-3)$$

본 논문에 적용시킨 지배방정식은 질량과 에너지 및 운동량 보존방식이다. 방정식을 유도하는데 쓰인 가정은 아래와 같다.

- i) 유체의 성질은 균일하다.
- ii) Tube wall의 축방향 열전달은 무시한다.
- iii) 연소가스의 동특성은 무시한다.
- iv) 열교환기에서 heat flux는 균일하다.
- v) Heat flow rate는 Oil flow vate만의 함수이다.⁷

vi) 시스템의 동특성은 일련의 동작점(Operating Point)에서 작은 변화로 적절히 나타내진다.

vii) Preheater, Pump, Condenser는 feedwater의 온도에 둔감하다. 따라서 feedwater의 enthalpy는 주어진다.

viii) Turbine/Generator와 Airheater의 동특성은 보일러의 동특성에 비해 중요하지 않다.

2.2 보일러 모델링

시뮬레이션 목적으로 개발되는 모델은 보일러의 동특성을 비교적 정확하게 묘사해야 한다. 이런 모델은 보통 고차비선형 방정식으로 이루어진다. 그러나 이는 현대적인 제어이론을 적용시키거나 back-up 제어기 성능특성 시험을 위한 모델로서는 너무 복잡하다. 여기서는 보일러를 하나의 lumped section으로 보고 차수를 줄였다.

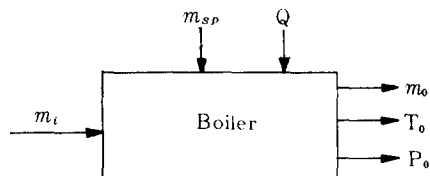


그림1. 보일러를 하나의 lumped section으로 볼 때 I/O

Fig.1. Input and output of the lumped boiler model.

- m_i : feedwater flow rate
- m_{sp} : Spray water flow rate
- m_o : 보일러 출구측 Steam flow rate
- T_o : 보일러 출구측 증기온도
- P_o : 보일러 출구측 증기압력
- T_m : 보일러 급속온도
- Q : 보일러 내의 냉각수와 증기로 들어오는 전체 열량

$$m_i + m_{sp} - m_o = V \frac{d\rho_o}{dt} \quad (2-4)$$

$$m_i h_i + m_{sp} h_{sp} + Q - m_o h_o = V \frac{d}{dt} (\rho_o h_o) \quad (2-5)$$

$$Q_g - Q = M_m C_m \frac{dT_m}{dt} \quad (2-6)$$

$$Q = k_1 m_i^{0.8} (T_m - T_o) \quad (2-7)$$

$$Q_g = k_2 M_{oil} \quad (2-8)$$

$$144(P_i - P_o) = (fLm_i^3)/(2g_o A^2 D) + gL\rho_o/g_o + L/g_o A \cdot dm_o/dt \quad (2-9)$$

$$d\rho_o = \left(\frac{\partial \rho_o}{\partial P_o}\right) dP_o + \left(\frac{\partial \rho_o}{\partial T_o}\right) dT_o \quad (2-10)$$

$$dh_o = \left(\frac{\partial h_o}{\partial P_o} \right) dP_o + \left(\frac{\partial h_o}{\partial T_o} \right) dT_o \quad (2-11)$$

식(2-4)는 냉각수의 질량보존, 식(2-5)는 냉각수의 에너지 보존, 식(2-9)는 냉각수의 운동량 보존 방정식이다. 식(2-6)은 보일러에서 연소가스와 금속과의 에너지 보존방정식이며 식(2-7)은 금속과 냉각수 사이의 열전달을 나타내는 실험식이다. 또한 식(2-8)은 가정에 의해 간략화된 식이고, 식(2-10), (2-11)은 상태변수를 온도와 압력으로 하기 위한 열역학적 상태방정식이다. 위 식을 State Space form으로 나타내면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \text{입력} : \underline{U} &= [m_i, m_{sp}, M_{oil}]^T \\ \text{상태변수} : \underline{x} &= [m_o, T_o, P_o, T_m]^T \\ \text{출력} : \underline{y} &= [m_o, T_o, P_o]^T \\ \underline{x} &= f(\underline{x}, \underline{U}) \end{aligned} \quad (2-12)$$

$$y = Cx \quad (2-13)$$

여기서

$$\begin{aligned} \underline{f} &= [f_1, f_2, f_3, f_4]^T \\ C &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ f_1 &= \theta_7 (P_i - x_3) - \theta_3 x_1^2 / \rho_o - \theta_4 \rho_o \end{aligned} \quad (2-14)$$

$$f_3 = [c(u_1 + u_2 - x_1) - a_1(u_1 + u_2)hi + \theta u_i^{as} (x_4 - x_2) - x_1 h_o] / (bc - ad) \quad (2-15)$$

$$f_2 = (u_1 + u_2 - x_1 - bf_3) / a \quad (2-16)$$

$$f_4 = \theta_2 u_3 - \theta_5 u_i^{as} (x_4 - x_2) \quad (2-17)$$

$$a = \theta_4 \frac{\partial \rho_o(x_2, x_3)}{\partial x_2} \quad b = \theta_4 \frac{\partial \rho_o(x_2, x_3)}{\partial x_3}$$

$$c = \theta_1 \left(\rho_o \frac{\partial h_o}{\partial x_2} + h_o \frac{\partial \rho_o}{\partial x_2} \right)$$

$$d = \theta_1 \left(\rho_o \frac{\partial h_o}{\partial x_3} + h_o \frac{\partial \rho_o}{\partial x_3} \right)$$

$$\text{parameter} : \theta = \left[k_1, \frac{k_2}{M_m C_m}, \frac{f}{2AD}, V, \frac{k_1}{M_m C_m}, A_p, \frac{144g_o A}{L} \right]^T$$

위 식에서 ρ_o, h_o 는 참고문헌 [14]의 STABL85에서 구하였다.

3. 모델 파라미터의 추정

3.1 개요

연구 대상으로 한 보일러는 울산 화력 발전소의 4호기 보일러이며 사양은 표(3-1)과 같다.

2장에서 알 수 있듯이 보일러 동특성의 수학적

표 (3-1). 울산 화력발전소 보일러의 사양¹⁰⁾
Table (3-1). Boiler specifications of Ulsan thermal power plant.

최대 출력	400MW
최대 기화량	328.5kg/S
설계 압력	20.7MP _a
최종 증기 온도	541℃
feedwater 입구온도	249℃

표사에는, 여러가지 잘 알 수 없는 상수와 부하에 따라 조금씩 변하는 파라미터들이 포함되어 있기 때문에 이런 상수와 파라미터는 보일러의 I/O 데이터를 이용하여 적절히 추정해야 한다. 유도된 방정식이며 이러한 비선형 방정식은 선형 방정식에 비해 추정해야 하는 파라미터의 수가 적은 반면 계산 시간이 많이 소요되고 수렴하지 않는 경우도 발생한다.

비선형 모델의 파라미터 추정은 off-line 혹은 On-line 방법을 이용한다. off line 방법은 오차항이 포함된 성능지수를 최소화하는 파라미터를 찾는 방법이며, 흔히 Maximum Likelihood Method가 사용된다. 반면에 on-line 방법은 off-line과는 달리 실시간(real time)으로 계산할 수 있으며 대표적인 방법으로는 Extended Kalman Filter(EKF) Method가 있다.

3.2 추정방법

3.2.1 Discrete 보일러의 모델

연속형 보일러 모델을 이산형으로 옮기는 데는 Euler의 forward difference approximation을 이용하였다.

$$x_{k+1} = x_k + \Delta t \cdot f(x_k, u_k) + v_k \quad (3-1)$$

$$y_k = g(x_k, u_k) + w_k$$

여기서

Δt : 발전소 측정데이터의 Sampling 시간 2sec

v_k : Process noise

w_k : Measurement noise

$$g = Cx_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} x_k$$

3.2.2 EKF 알고리즘

이것은 Kalman Filter를 비선형 시스템에 적용시킨 것으로, 추정하려는 파라미터를 상태변수에 첨가시켜 파라미터 추정문제를 State 추정문제로 전환해서 푼다. 추정하려는 파라미터의 수가 많아질

수록 병합된 시스템의 차수가 커져 계산 시간이 많이 소요된다. 따라서 파라미터는 상수로 가정되거나 부하에 따라 조금씩 변하더라도 State보다 천천히 변한다고 가정되므로 다음과 같이 이산형 방정식으로 쓸 수 있다.

$$\theta_{k+1} = \theta_k \quad (3-3)$$

식(3-1), (3-2)와 식(3-3)을 병합시키면 식(3-4)가 얻어진다.

$$\begin{aligned} z_k = \begin{pmatrix} x_k \\ \theta_k \end{pmatrix} : \text{augmented state} \\ \text{여기서 } x_k : \text{State Vector} \\ \theta_k : \text{Parameter Vector} \\ z_{k+1} = f^a[z_k, u_k] + \begin{bmatrix} v_k \\ 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-4)$$

$$y_k = g^a[z_k, u_k] + w_k$$

여기서

$$f^a[z_k, u_k] = \begin{bmatrix} x_k + \Delta t \cdot f(x_k, u_k) \\ \theta_k \end{bmatrix}$$

$$g^a[z_k, u_k] = Cx_k$$

시스템 (3-4)에 대한 EKF 알고리즘을 나타내면 다음과 같다.

i) Predicted augmented state vector와 system matrix 계산

$$\begin{aligned} \bar{z}_{k+1} &= f^a[\hat{z}_k, u_k] \\ \phi_k^a &= \frac{\partial f^a}{\partial z} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f^a}{\partial x} & \begin{matrix} u = u_k \\ x = \hat{x}_k \\ \theta = \hat{\theta}_k \end{matrix} \\ \dots & \dots \\ 0 & \begin{matrix} \frac{\partial f^a}{\partial \theta} \\ \dots \\ I \end{matrix} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-5)$$

ii) Predicted measurement와 선형화된 measurement matrix 계산

$$\begin{aligned} \bar{y}_{k+1} &= g^a(\bar{z}_k, u_k) \\ M_{k+1}^a &= \frac{\partial g^a}{\partial z} \Big|_{z = \bar{z}_{k+1}} \\ &= \left[\frac{\partial g}{\partial x} \Big|_{x = \bar{x}_{k+1}} \quad \dots \quad \frac{\partial g}{\partial \theta} \Big|_{\theta = \bar{\theta}_{k+1}} \right] \end{aligned} \quad (3-8)$$

iii) Predicted error covariance matrix 계산

$$\bar{P}_{k+1}^a = \phi_k^a \cdot \hat{P}_k^a \cdot (\phi_k^a)^T + V_k^a \quad (3-9)$$

여기서

$$\hat{P}_0^a = \begin{bmatrix} \hat{P}_0 & 0 \\ 0 & \Sigma_0 \end{bmatrix} : \text{초기치}$$

$$V_k^a = \begin{bmatrix} V_k & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} : \text{Process noise covariance matrix}$$

iv) Filter gain matrix 계산

$$K_{k+1}^a = \bar{P}_{k+1}^a (M_{k+1}^a)^T (M_{k+1}^a \bar{P}_{k+1}^a (M_{k+1}^a)^T + W_k)^{-1} \quad (3-10)$$

W_{k+1} : measurement noise covariance matrix

v) Estimated state vector 계산

$$\hat{z}_{k+1} = \bar{z}_{k+1} + K_{k+1}^a (y_{k+1} - \bar{y}_{k+1}) \quad (3-11)$$

vi) 새로운 error covariance matrix 계산

$$\begin{aligned} \hat{P}_{k+1}^a &= (I - K_{k+1}^a \cdot M_{k+1}^a) \bar{P}_{k+1}^a (I - K_{k+1}^a \cdot M_{k+1}^a)^T \\ &\quad + K_{k+1}^a W_{k+1} (K_{k+1}^a)^T \end{aligned} \quad (3-12)$$

vii) k 를 $k+1$ 로 두고 i) 단계로 돌아감

여기서 식(3-12)는 보통의 Kalman Filter 식

$$\hat{P}_{k+1} = (I - K_{k+1}^a M_{k+1}^a) \bar{P}_{k+1}^a \quad (3-13)$$

를 Aoki¹³⁾가 개선한 것이다.

4. 결과 및 검토

4.1 개요

2 장의 모델에 쓰인 파라미터를 추정하고 추정된 파라미터 값으로 시뮬레이션을 행하였다. 파라미터는 (4-1)과 같다.

$$\theta = \left[k_1, \frac{k_2}{M_m C_m}, \frac{f}{2AD}, V, \frac{k_1}{M_m C_m}, A_s, \frac{144g \cdot A}{L} \right]^T \quad (4-1)$$

여기서 V는 보일러 안에서 Reheater를 제외한, 열교환이 이루어지는 냉각수의 체적으로 보일러 속이 복잡하고 또 부하에 따라 조금씩 변하므로 정확한 값을 모른다. 위의 파라미터 이외에도 Economizer로 들어오는 feed water의 온도와 압력이 파라미터로 고려되어야 하나 편의상 이것들의 정격치를 취하였다.

Steam table의 함수로는 STABL85¹⁴⁾를 이용하였다. 그런데 이 식은 상당히 복잡해서 1차 미분과 2차 미분은 Central difference operator를 이용하였다. 즉

$$\begin{aligned} \frac{\partial f_i}{\partial x_j} \Big|_{x_j = x_j^0} &= \frac{f_i(x_j^0 + \Delta x_j) - 2f_i(x_j^0) + f_i(x_j^0 - \Delta x_j)}{\Delta x_j^2} \end{aligned} \quad (4-2)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f_i}{\partial x_j^2} \Big|_{x_j = x_j^0} &= \frac{f_i(x_j^0 + \Delta x_j/2) - f_i(x_j^0 - \Delta x_j/2)}{\Delta x_j} \end{aligned} \quad (4-3)$$

이용한 데이터는 1980년 2월 22일에 시행된 보

일러의 Swing Test 데이터로 Sampling Time이 2 초로 약 200개이며, 이 데이터를 이용하여 파라미터를 추정하면 파라미터 일부의 값이 定常상태 값으로 도달하지 못하고 계속 증가하거나 감소하였다. 이러한 이유는 데이터부족에 기인한 것이므로 약 200개의 데이터를 선형보간하여 약 800개의 데이터와 0.5초의 Sampling Time을 파라미터 추정에 사용하였다. 데이터의 편의상 시물레이션은 100%부하(400Mw)와 85% 부하(340Mw)에서 행하였다.

EKF 알고리즘은 초기치의 선택에 따라 수렴성질이 크게 좌우되므로 상태변수의 초기치는 발전소의 가동점으로 하고, 파라미터의 초기치는 물리적 의미를 고려해서 추정하였다. 이 초기치는 몇번 계산해서 수렴하는 범위에서 파라미터를 최종 초기추정치로 하였다. Process noise covariance matrix V_k 와 measurement noise covariance matrix W_k 는 상수로 가정했다. 각각의 초기치 추정은 아래와 같이 하였다.

i) State error covariance matrix의 초기치 \hat{P}_0 의 추정...시스템을 간단히 표현했으므로 파라미터의 초기 추정치는 오차가 크다. 그러므로 파라미터에 해당되는 부분의 \hat{P} ($=\Sigma_0$)는 크게 한다. 그러나 State에 해당되는 부분은 가동점을 초기치로 주었으므로 크게 할 필요가 없다. \hat{P}_0 를 크게 할수록 파라미터의 초기 변화율이 커지게 된다.

$$\hat{P}_0, \text{diag}=[10^{-4} \ 10^{-4} \ 10^{-4} \ 10^{-4} \ 10^3 \ 10^3 \ 10^3 \ 10^3 \ 10^3 \ 10^3 \ 10^3 \ 10^3]^T$$

ii) Process noise covariance matrix V 추정... V 는 파라미터 값의 평균 변화율을 의미한다. V 가 커지면 P 가 커져 추정 오차가 커지는 반면 파라미터가 수렴하는 Settling time은 줄어든다. 여기서는 Σ_0 를 크게 하였기 때문에 미소한 V 의 변화는 무시되었으며, 따라서 파라미터에 해당되는 V 는 0으로 두고 \hat{P}_0 값을 조절하여 수렴 성질을 결정하였다.

$$V_{\text{diag}}=[10^{-4} \ 10^{-4} \ 10^{-4} \ 10^{-4} \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$$

iii) Measurement noise covariance matrix W 선택... W 는 식(3-10)에서 알 수 있듯이 K 의 식분자와 분모항에 나타나므로 비교적 알고리즘에 미치는 영향이 적다. W 가 커지면 P 가 커지게 되므로 측정치를 잘 관찰하고 나서 결정해야 한다.

$$W_{\text{diag}}=[10^{-4} \ 10^{-4} \ 10^{-4}]^T$$

4.2 결과분석

파라미터 부분에 해당되는 초기치 \hat{P}_0 를 큰 값으로 선택했기 때문에 알고리즘에서 나타나는 값들이 초기에 크게 변한다. 따라서 그림들은 초기의 30단

계까지는 그려놓지 않았다.

4.2.1 100%부하추정 결과

$$\hat{\theta}(0)=[11. \ 37. \ .4E-3 \ .17E5 \ .026 \ -8.92 \ .085]^T$$

$$\hat{\theta}=[9.2 \ 37.7 \ .18E-3 \ 17848 \ .026 \ -3.64 \ .082]^T$$

$$\text{cov } \hat{\theta}=[.47E-5 \ .10E-4 \ .14E-12 \ .35E2 \ .21E-10 \ .98E-4 \ .31E-8]^T$$

그림 (4-1)에서 그림(4-5)까지는 파라미터를 나타낸 것이다. θ_1 과 θ_2 는 초기에 큰 떨림없이 완만히 변해갔다. 그림(4-2)의 θ_3 는 초기에 큰 떨림이 있었으나 큰 값은 적절히 잘왔고, Kalman gain을 조사해본 결과 우수한 수렴 특성이 있었다. 이런 특성은 그림(4-5)의 θ_6 , 그림(4-4)의 θ_7 에서도 같이 나타났다. 그러나 그림(4-3)의 θ_4 는 어느 일정

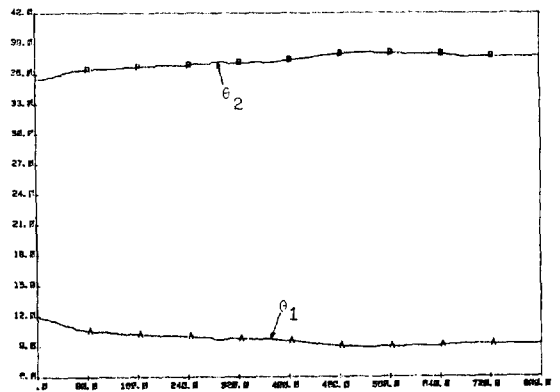


그림 2-1. 100% 부하일때 θ_1, θ_2
Fig. 2-1. θ_1 and θ_2 for the 100% load.

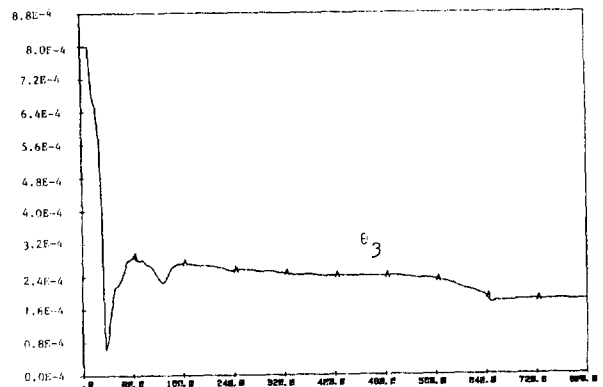


그림 2-2. 100% 부하일때 θ_3
Fig. 2-2. θ_3 for the 100% load.

한 값으로 잘 수렴하지 못함을 보인다. 이는 $cov \hat{\theta}$ 나 Kalman gain을 조사해보도 마찬가지였다. 이로써 θ_4 는 세워진 모델과 EKF로써 잘 추정하지 못함을 알 수 있었다. 그렇지만 시뮬레이션 결과에 대한 민감도(sensitivity)가 낮아 시뮬레이션을 수행하는데 부리는 없었다.

그림(4-5)의 θ_6 는 물리적인 의미가 A·g, 즉 단면적×부분중력가속도로서 양의 값을 가져야 하나 추정값은 음을 나타냈다. 이는 모델 시스템의 구조적 오차로 인해 θ_6 가 물리적인 의미를 잃었음을 시사한다.

그림(4-6)는 θ_4 의 Estimated Error Covariance P(10, 10)를 나타낸 것으로 초기치 10^3 이 급격히 떨어져 정상치 $0.98E-4$ 로 수렴하는 것을 보이고 있다. 그림(4-7)은 \hat{x}_1 을 보상하는 Kalman gain K(1, 1)을 나타낸 것으로 초기에 변화가 심하다가 약 200단계에서 정상 상태에 도달하였다. Kalman gain이 상수

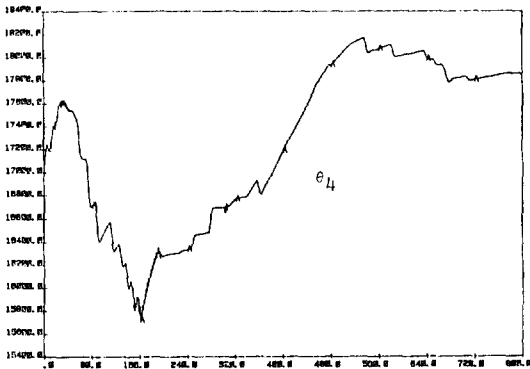


그림 2-3. 100% 부하일때 θ_4
Fig. 2-3. θ_4 for the 100% load.

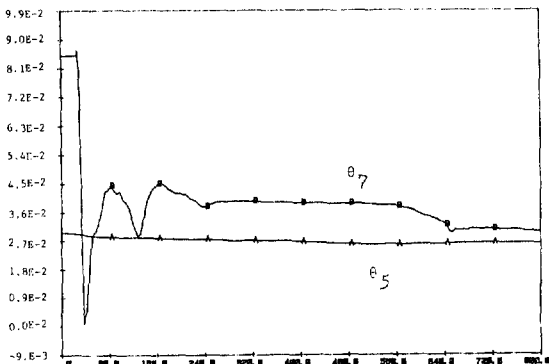


그림 2-4. 100% 부하일때 θ_5, θ_7
Fig. 2-4. θ_5 and θ_7 for the 100% load.

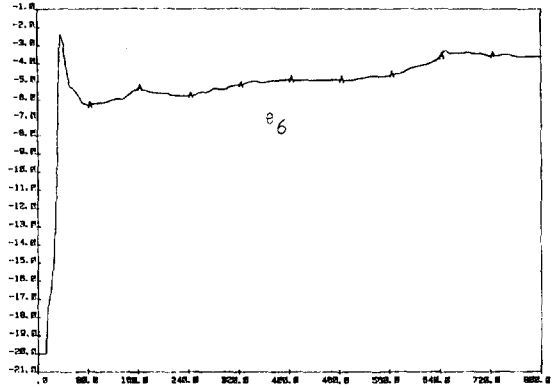


그림 2-5. 100% 부하일때 θ_6
Fig. 2-5. θ_6 for the 100% load.

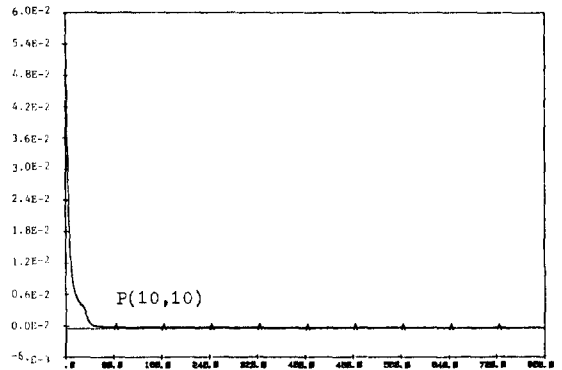


그림 2-6. 100% 부하일때 P(10, 10)
Fig. 2-6. The estimated error covariance P(10, 10) for the 100% load.

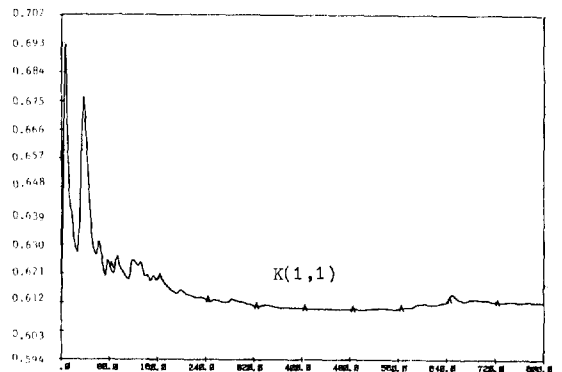


그림 2-7. 100% 부하일때 K(1, 1)
Fig. 2-7. The Kalman gain K(1, 1) for the 100% load.

값을 가진다는 것은 선형 시스템의 특징이다. 그림 (4-8)은 $\hat{\theta}_6$ 을 보상하는 Kalman gain $K(10, 1)$ 으로 초기에 큰 값을 가지나 곧 0으로 수렴한다. 이는 θ_6 가 일정치로 수렴함을 의미한다. 처음에 큰 값을 갖는 이유는 $P(10, 10)$ 을 초기에 큰 값으로 주었기 때문이다.

그림 (4-9), (4-10)은 Process noise covariance matrix V 의 영향을 알아보기 위한 것인데 $V(10,10)$ 을 0에서 10^{-6} 으로 바꾸었을 때의 변화이다.

그림 (4-9)는 그림 (4-6)과 비교해서 $P(10, 10)$ 의 정상치가 $.98E-4$ 에서 $.13E-2$ 로 커져 추정이 그만큼 부정확해지는 것을 알 수 있다. 이는 그림 (4

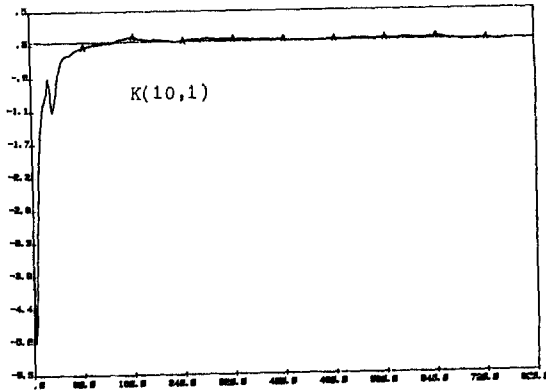


그림 2-8. 100% 부하일때 $K(10, 1)$
Fig. 2-8. The Kalman gain $K(10, 1)$ for the 100 % load.

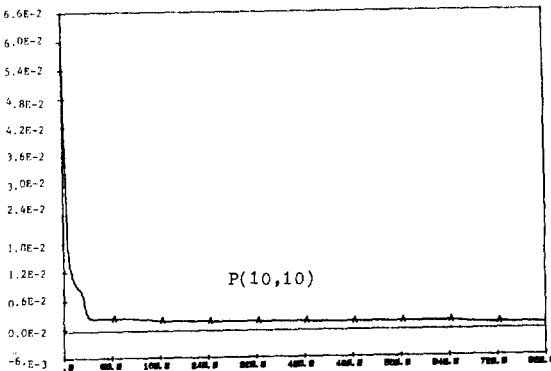


그림 2-9. 100% 부하, $V(10, 10)=1, E-6$ 일때 $P(10, 10)$
Fig. 2-9. The estimated error covariance $P(10, 10)$ for the 100% load with $V(10, 10) = 1, E-6$.

-8)과 (4-10)의 Kalman gain의 비교에서도 알 수 있다. 그림 (4-11)은 보일러 출구에서 유체 유동량 측정 데이터와 모델 출력을 비교한 것이다. 여기서 모델 출력이란 시뮬레이션 결과를 말한다. 시뮬레이션은 추정된 파라미터를 가지고 Runge-Kutta 4차 방법으로 미분방정식을 푼 것이다. 그림 (4-11), (4-12), (4-15), (4-16)에서 'C'로 표현된 3차 Model Output이란, 원래의 모델에서 보일러 금속의 온도 T_m 을 State에서 제외시킨 모델이다. 이는 식 (2-7)의 $(T_m - T_0)$ 가 빠르게 어떤 최종치로 향해 간다면 T_m 에 의한 동특성은 무시할 수 있다.

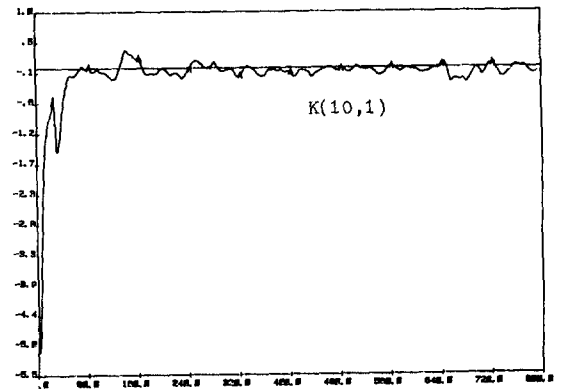


그림 2-10. 100% 부하, $V(10, 10)=1, E-6$ 일때 $K(10, 1)$
Fig. 2-10. The Kalman gain $K(10, 1)$ for the 100 % load with $V(10, 10)=1, E-6$

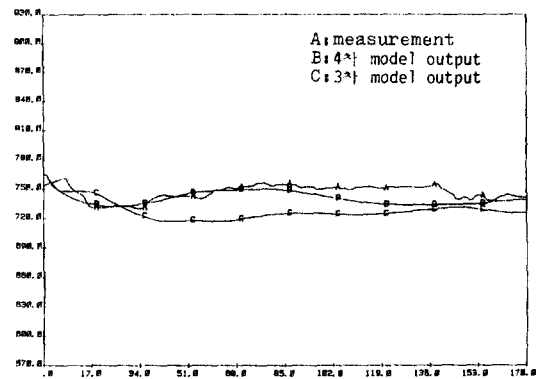


그림 2-11. 100% 부하일때 유체 유동량 측정치와 시뮬레이션 결과
Fig. 2-11. The measured values of the mass flowrate and the simulation results for the 100% load.

또한 T_m 은 계측되지 못하므로 추정 및 시뮬레이션
을 수행할 때 많은 불확실성을 야기시킨다. T_m 을
무시한 결과 원래 시스템의 차수는 3 차로, 병합된
시스템의 차수는 8 차로 줄일 수 있었다. 그림에
도 불구하고 줄여진 모델의 시뮬레이션 결과가 원
래 모델의 시뮬레이션 결과와 근사하게 오차가 심
하지 않음을 알 수 있다. 'B'의 시뮬레이션 결과
는 계측치보다 약간 아래값을 추정하며 계측치의
변화를 잘 추종함을 알 수 있다.

그림(4-13), (4-14)는 추정오차(innovation)을
나타내는데 이는

$$\varepsilon_{k+1} = y_{k+1} - \hat{y}_{k+1} \quad (4-4)$$

로 표시된다. 이것이 백색잡음(white noise)과는 거
리가 있어 세워진 모델은 시스템의 구조적 오차가
있음을 시사한다. 그림(4-14)의 경우는 압력계측
기의 분해능률이 떨어져 계측오차가 백색잡음이 아
닌것도 하나의 원인이다.

4. 2. 2 85%부하 추정결과

$$\hat{\theta}(0) = [11.37 \ .4E-3 \ .17E5 \ .026 \ -8.92 \ .085]^T$$

$$\hat{\theta} = [7.9 \ 37.6 \ .49E-4 \ 33738 \ .0218 \ -1.32$$

$$\ .64E-2]^T$$

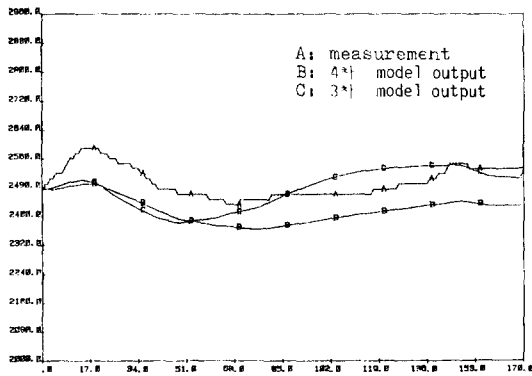


그림 2-12. 100% 부하일때 압력 계측치와 시뮬레
이션 결과

Fig. 2-12. The measured values of the steam
pressure and the simulation results for
the 100% load.

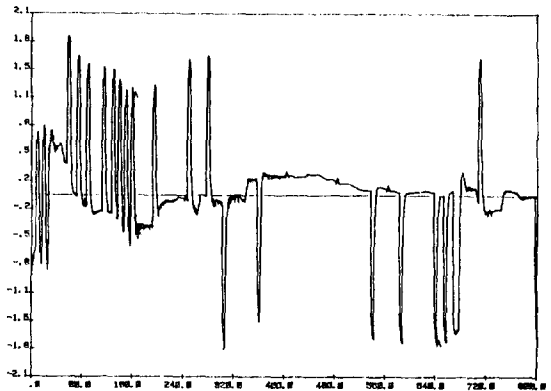


그림 2-14. 100% 부하일때 압력의 추정오차

Fig. 2-14. The innovation of the steam pressure
for the 100% load.

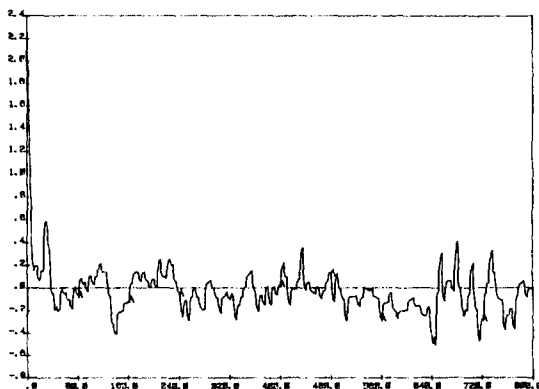


그림 2-13. 100% 부하일때 유체 유동량의 추정오
차

Fig. 2-13. The innovation of the mass flowrate
for the 100% load.

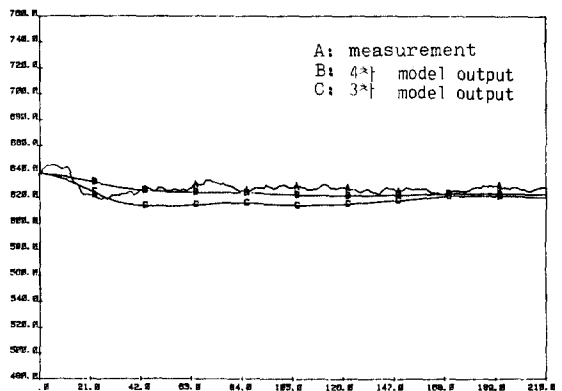


그림 2-15. 85% 부하일때 유체 유동량 계측치와 시
뮬레이션 결과

Fig. 2-15. The measured values of the mass fl
owrate and the simulation results for
the 85% load.

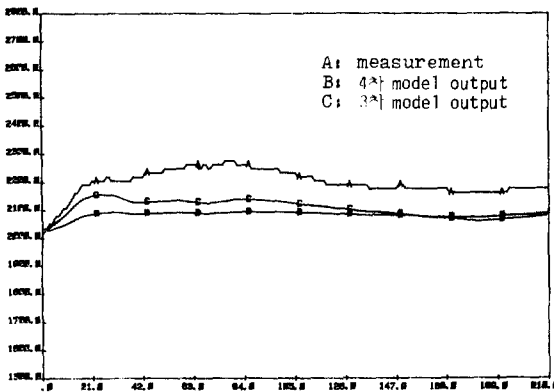


그림 2-16. 85% 부하일때 압력 계측치와 시뮬레이션 결과

Fig. 2-16. The measured values of the steam pressure and the simulation results for the 85% load.

파라미터의 추정 수렴형태는 100% 부하 때와 비슷하였다. 그림(4-15)와 (4-16)의 시뮬레이션 결과도 100%일때와 비슷 하게 약간 앞서며 아래로 추정되었다. 100% 때와 비교해서 θ_1 과 θ_2 , θ_3 는 추정치가 매우 비슷하였다. 이들은 부하에 따른 민감도가 둔감한 파라미터임을 알 수 있었다. 그러나 θ_3 와 θ_7 은 3~5배씩 차이가 났다. 이것은 부하에 따른 민감도가 크다는 이외에도 모델의 구조적 오차와 데이터의 부족으로 인하여 정확한 파라미터의 수렴치 근사값을 취한 결과이다.

5. 결론

매우 복잡한 화력발전소의 Benson형 보일러를 비선형 저차로 모델링하여 Back-up제어기의 설계, Simulator의 개발등에 이용될 수 있도록 하였다. 파라미터는 발전소의 운전 데이터를 이용하여 추정하였다. 이때 θ_3 , θ_6 , θ_7 등과 같이 수렴 성질이 우수한 것도 있었고, θ_4 의 경우처럼 수렴 성질이 좋지않는 것도 있었다. 부하에 따른 민감도는 θ_1 , θ_2 , θ_6 는 둔감했고, θ_3 , θ_7 은 민감하였다. 비선형 모델이기 때문에 부하의 변동에 따라 다소간의 파라미터 값의 변화로 보일러를 묘사할 수 있었다. 시뮬레이션 결과는 모델의 Output이 상대오차 5%범위안에서 측정치를 잘 추종하였는데 이 정도의 오차는 모델의 출력을 이용하는 Back-up제어기의 초기설계 관점으로는 받아들일만 하였다. 좀더 미세한 측정치의

변화를 기술하려면 보일러를 몇개의 Subsystem으로 나누어 각 Subsystem의 지배 방정식을 병합시킨 고차모델링이 필요하다.

참고 문헌

- 1) P. Eykhoff: System Identification. John Wiley & Sons. 1974.
- 2) H. W. Kwan, J. H. Anderson: "A Mathematical Model of a 200 Mw Boiler," Int. J. Control, Vol. 12, No. 6. pp.977-998, 1970
- 3) K. J. Aström, K. Eklund: "A Simplified Non-linear Model of a Drum Boiler—Turbine Unit," Int. J. Control, Vol. 16, No 1. pp.145-169, 1972
- 4) K. Eklund, I. Gustavsson: "Identification of Drum Boiler Dynamics," Proc. of 3rd IFAC Symp. on Identification and Parameter Estimation. Hague. 1973
- 5) P. M. Anderson, S. Nanakorn: "An analysis and Comparison of Certain Low Order Boiler Models," ISA Trans., Vol. 14, No.1. pp. 17-23, 1975
- 6) C. J. Harget, C. U. Park: "Parameter Identification and Verification of Low Order Boiler Models," IEEE Trans. on PAS, Vol. 95, No.4. pp. 1153-1158, 1976
- 7) A. Tyssö: "Modelling, Parameter Estimation and Control of a Ship Boiler," Report 80-13-W, The Norwegian Institute of Technology. Division of Engineering Cybernetics. Trondheim, Norway
- 8) A. Tyssö: "Modelling and Parameter Estimation of a Ship Boiler," Automatica, Vol. 17, No.1, pp. 157-166, 1981
- 9) J. Adams, D. R. Clark, J. R. Louis, J. P. Spanbauer: "Mathematical Modelling Once-through of Boiler Dynamics," IEEE Trans. on PAS. Vol. 84, pp. 146-156, 1965
- 10) R. L. Morris, F. C. Schweppe: "A Technique for Developing Low Order Models of Power Plants." IEEE Trans. on PAS. Vol. 100, No.1, pp. 264-272, 1981
- 11) A. H. Jaswinski: Stochastic Processes and Filtering Theory, Academic Press, 1970.
- 12) L. Ljung, T. Soderstrom: Theory and Practice of Recursive Identification, MIT Press, 1983

- 13) L. Ljung: "Asymptotic Behaviour of the Extended Filter as a Parameter Estimation for Linear Systems," IEEE AC-24, No.1, pp. 36-50, 1979
- 14) T. W. Kim Ed: STABL85, A Steam Table Subroutine Package Extracted from the Nuclear Thermal Hydraulic Transient Codes 'DYNODE' & 'MARVEL', KAIST, Nuclear Eng.Dept., 1985
- 15) R. L. Morris: Low Order Model Identification of a Drum-Type Power Plant, MIT EPSEL Report No.58, September 1978
- 16) J. Furusho, H. Kanoh: "A Low Order Model of a Superheater under Large and Fast Load Changes," IFAC Control Science and Technology. Kyoto, Japan, 1981
- 17) K. J. Astrom. B. Wittenmark: Computer Controlled Systems, Prentice-Hall, 1984
- 18) 울산 화력발전소 4·5·6호기 운전조작설명서, 대우 엔지니어링, 1980