

# 쌍일차 모델을 이용한 폐열 스팀 보일러의 액위 적응 예측 제어

## Adaptive Predictive Level Control of Waste Heat Steam Boiler Based on Bilinear Model

오 세 천, 여 영 구  
(Sea Cheon Oh and Yeong-Koo Yeo)

**Abstract :** An adaptive predictive level control of waste heat steam boiler was studied by using mathematical models considering the inverse response. The simulation experiments of the model identification were performed by using linear and bilinear models. From the results of simulations it was found that the bilinear model represented the actual dynamic behavior of steam boiler very well. ARMA model was used in the model identification and the adaptive predictive controller. To verify the performance and effectiveness of the adaptive predictive controller used in this study the simulation results of the adaptive predictive level control for waste heat steam boiler based on bilinear model were compared to those of P, PI and PID controller. The results of simulations showed that the adaptive predictive controller provides the fast arrival to setpoint of liquid level.

**Keywords:** steam boiler, identification, bilinear model, ARMA model, adaptive predictive control

### I. 서론

최근 들어 컴퓨터 성능의 향상과 각종 측정장치 및 자료 처리 장치의 대두로 공정제어 분야에서의 컴퓨터의 활용은 날로 증가하고 있으며 보다 효율적인 제어를 위하여 다양한 전산 제어 방법들이 연구되고 있다. 1980년대 이후 많은 모델예측제어(model predictive control)방법들이 제안되었는데[1-6], 이러한 모델예측제어 방법은 공정의 실제 조업자료를 바탕으로 한 모델을 이용할 수 있으므로 성능 및 실용성에서 뛰어난 것으로 알려져 있다[7-8]. 그러나 화학공정들은 거의 모두가 본질적으로 비선형임에도 불구하고 현재 사용되고 있는 대부분의 모델예측제어 방법들은 공정의 선형모델에 근거하고 있어서 그 활용에 제약이 따른다. 화학공정의 쌍일차 모델은 공정의 비선형성을 그대로 유지하면서 모사 및 제어 등을 위한 수학적처리를 가능케하여 준다는 장점이 있다. 본 연구에서는 폐열 스팀 보일러의 액위제어에 관한 전산모사 실험을 통하여 쌍일차(bilinear) 모델을 이용한 적응예측제어(Adaptive Predictive Control ; APC) 방법의 비선형 공정에 대한 실용성을 검토하였다.

폐열 스팀 보일러 공정은 스팀개질 플랜트의 주요 단위공정 중의 하나로서 메탄과 스팀으로부터 수소를 생산하는 스팀개질 반응기로부터의 폐열을 사용한다. 일반적으로 스팀보일러는 다른 많은 화학공정의 경우와 마찬가지로 공정의 동특성에 있어서 역응답을 나타내는데 이러한 역응답 특성은 조업상의 어려움을 초래할 뿐만 아니라 제어기의 설계에 있어서도 문제점을 야기시킨다. 스팀 보일러에 있어서의 이러한 역응답 현상은 공급 열량이나 보일러 주입수 유량의 변화에 따른 보일러 액위의 팽창 및 수축특성에 의한 것으로 갑작스런 공급 열량의 증가시 순간적인 거품의 발생과 보일러 주입수의 증가에 따른 순간적인 거품제거 등의 현상에 기인된다[9]. 그러나 스팀 보일러의 역응답을 고려한 동특성 연구는 많이 이루어져 있지 않은 상태이다. Ramirez[10]는 역응답을 고려하지 않은 선형 모델을 이용하여

스팀 보일러의 동특성을 연구하였으며 최근에 Alatiqi[11]는 현장의 조업자료를 이용하여 역응답을 고려한 스팀 보일러의 비선형 모델을 개발하였다.

현재 대부분의 스팀 보일러의 경우 외부 잡음(noise)등의 영향으로 인하여 PID 제어기보다는 PI제어기를 주로 사용하고 있다. 그러나 이러한 제어기의 사용시 시행착오를 통하여 제어기 이득(gain)값을 결정해야 하므로 많은 어려움과 시간이 소요되며 이에따라 보다 효율적인 제어 방법이 요구되고 있다. 본 연구에서는 역응답을 고려하기 위하여 사용된 모델 파라메타의 시간에 따른 변화의 문제점 해결을 위한 적응제어 기법과 쌍일차 모델을 이용한 모델예측제어 방법을 함께 사용한 적응예측제어 방법을 이용하여 스팀 보일러에 대한 전산제어 실험을 하였다. 모델예측제어 방법에 사용된 모델로는 쌍일차 ARMA(Auto-Regressive Moving-Average)모델을 사용하였으며 쌍일차 모델의 유효성을 확인하기 위하여 선형모델 및 쌍일차 모델을 이용한 모델인식(model identification)실험을 하였다. 또한 쌍일차 모델을 이용한 적응예측제어 방법의 제어성능 확인을 위하여 이득 설정(gain scheduling)방법을 이용한 P, PI 및 PID제어기의 제어 시험결과와 비교 검토하였다.

### II. 스팀 보일러의 수학적 모델

스팀 보일러의 모사기를 위하여 본 연구에 사용된 수학적 모델은 물질 및 에너지 식으로부터 얻을 수 있으며 스팀 보일러에서의 액상 및 기상에 대한 물질 수지와 에너지 수지식은 액상과 기상이 열적 평형을 이루고 있다는 가정 하에 다음과 같이 나타낼 수 있다.

#### 1. 물질 수지

$$\frac{d(\rho_L V_L)}{dt} = \rho_F F_F - W_v \quad (1)$$

$$\frac{dm}{dt} = \frac{d(\rho_v V_v)}{dt} = W_v - F_v \quad (2)$$

$$V = V_L + V_v \quad (3)$$

$$F_v = K_v [P_v - P_o]^{0.5} \quad (4)$$

일러 주입수 유량과 보일러 유출 증기량이다.  $W_v$ 와  $m$ 은 각각 증발되는 증기량과 보일러 내부의 증기량을 의미하며  $P_o$ 와  $P_v$ 는 각각 증기의 압력과 하부 공정의 압력을 나타낸다. 그리고  $K_v$ 는 밸브 계수를 의미하며 하첨자  $L$ ,  $v$ 는 각각 액상과 기상을 의미한다. (2)는 매우 작은 시간 변화에 대하여 다음의 (5)와 같이 유한차식을 이용하여 나타낼 수 있다.

$$\frac{dm}{dt} = \frac{\Delta m}{\Delta t} = \frac{(\rho_v V_v)_t - (\rho_v V_v)_{t-\Delta t}}{\Delta t} \quad (5)$$

(4)로부터 정해지는 유출 증기량과 (2), (5)를 이용하여 보일러에서 증발되는 증기량을 계산할 수 있다.

## 2. 에너지 수지

$$\frac{d(\rho_L c_p V_L T)}{dt} = \rho_F F_F c_p (T_F - T_0) - W_v (c_p T + \lambda_v) + Q \quad (6)$$

$$T_L = T_v = T \quad (7)$$

여기서  $T$ 는 온도,  $Q$ 는 공급 열량, 그리고  $c_p$ 와  $\lambda_v$ 는 각각 액상의 비열과 증발 잡열을 나타낸다.

## 3. 역응답 보정식

Alatiqi[11]는 스팀 보일러의 역응답을 고려하기 위하여 공정의 실제 조업자료를 이용한 다음의 (8)과 같은 경험식을 개발하였다.

$$\frac{d(\rho_L V_L)}{dt} = (\rho_F F_F - W_v) + \frac{CV_L}{t} (a_1 \Delta F_F + a_2 \Delta Q + a_3 \Delta T_F + a_4 \Delta P_o) \quad (8)$$

$$V_L = (VL)/100 \quad (9)$$

$C$ 와  $L$ 은 각각 최대 보일러 용량에 대한 현재의 보일러 운전용량의 비와 보일러 액위를 나타내며  $a_1, a_2, a_3$  및  $a_4$ 는 보일러 주입수의 유량 변화 ( $\Delta F_F$ ), 보일러 공급 열량의 변화 ( $\Delta Q$ ), 그리고 보일러 주입수의 온도 변화 ( $\Delta T_F$ )와 하부 공정의 압력 변화 ( $\Delta P_o$ ) 등에 의한 역응답과 관련된 파라메터로서 실제 조업자료로부터 결정된다. 그러므로 본 연구에서는 스팀보일러의 통특성을 보다 정확히 모사하기 위하여 역응답을 고려한 (8)을 모사기의 물질수지식으로 사용하였다.

## III. 모델 인식방법

쌍일차 모델은 파라메터 벡터와 독립변수 벡터의 내적으로 표현될 수 있으며 따라서 파라메터에 대하여 선형모델이라는 특징을 지니고 있다. 이러한 구조적인 특성으로 인하여 쌍일차 모델의 파라메터 인식에는 선형모델의 파라메터 인식 방법을 별다른 수정없이 직접 적용할 수 있다. Koungh[12]은 다변수 공정의 제어기 설계를 위한 모델 인식방법을 개발하였으며 Fnaiech[13]와 Gabr [14]은 쌍일차 모델에 대한 모델 인식방법을 연구하였다. 또한 Yeo[15]는 기존의 방정식 오차법(equation error method)을 종합하여 쌍일차 모델의 인식에 일반적으로 적용될 수 있는 모델 인식방법을 발표하였다. 방정식 오차법을 이용하여 모델인식을 할 경우 파라메터가 bias되는 경향이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 일반적으로 모델인식시 공정의 모델에 제한된 교란성분을 도입하여 출력오차를 백색잡음(white noise)로 하거나 예측오차와 입/출력 벡터가 서로 독립적이 되도록 변형시키는 방법 등이 이용되고 있다. Yeo[15]는 공정의 모델

에 제한된 교란성분을 도입하여 출력오차가 교란성분의 절대 값의 상한 값에 제한되도록 하는 방정식 오차법을 사용하였다. 본 연구에서는 Yeo[15]가 발표한 다음과 같은 방정식 오차법을 이용하여 쌍일차 모델의 파라메터를 인식하였다.

SISO(Single-Input Single-Output)공정은 ARMA 모델을 이용하여 다음의 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y(k) = p^T x(k-1) + d(k) \quad (10)$$

위에서  $y$ 와  $d$ 는 공정의 출력 및 외란을 나타내며  $x$ 는 공정의 입력과 출력으로 이루어진 벡터이고  $p$ 는 모델의 파라메터로 이루어진 벡터이다. 공정 출력의 측정값으로부터 파라메터 벡터  $p$ 를 인식하기 위하여 사용된 방정식 오차법은 다음과 같다.

$$p^*(k) = p^*(k-1) + \xi(k-1)x(k-1)e^*(k) \quad (11)$$

$$e^*(k) = y(k) - y^*(k|k)$$

$$e^*(k) = y(k) - y^*(k|k-1)$$

$$y^*(k|k) = p^{*T}(k)x(k-1)$$

$$y^*(k|k-1) = p^{*T}(k-1)x(k-1)$$

이며 상첨자 \*는 모델에 관련된 변수를 의미한다. (11)에서의 이득  $\xi(k-1)$ 는 다음과 같은 식을 이용하여 계산하였다.

$$\xi(k-1) = \begin{cases} \frac{2\lambda(k)[\zeta(k)-1]}{\zeta(k)||x(k-1)||^2 + \theta(k)} & ; \zeta(k) > 1 \\ 0 & ; \zeta(k) \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

$$\text{위에서 } \zeta(k) = \frac{|e^*(k)|}{qD}$$

$$0 < \lambda(k) \leq 1$$

$$0 < \theta(k) < R_1 < \infty$$

$$1 \leq q < R_2 < \infty$$

(12)에서  $D$ 는 외란의 한계값을 의미하며  $q, R$ 은 상수이다.

## IV. 예측제어 법칙의 유도

제어 대상공정은 쌍일차 ARMA 모델을 이용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y^*(k) = \sum_{i=1}^n [a_i^* y(k-i) + b_i^* y(k-i) u(k-i-\tau) + c_i^* u(k-i-\tau)] \quad (13)$$

위에서  $u$ 는 제어입력,  $a, b, c$ 는 모델의 파라메터, 그리고  $\tau$ 는 시간지연을 나타낸다. 주어진 샘플링 시간에서 측적화된 입력을 구하기 위하여 (14)와 같은 비용함수를 이용하였다.

$$J = \sum_{i=1}^p [\gamma^2 (y_d(k+\tau+i) - y^*(k+\tau+i))^2 + \beta^2 u^2(k+i-1)] \quad (14)$$

위에서  $p$ 는 출력 예측구간이며  $\gamma, \beta$ 는 상수이다.

### 1. 제어기의 설계

미래의 공정 교란성분은 아직 존재하지 않으므로 미래의 출력 예측값의 오차를 현재의 출력 예측값의 오차( $e(k)$ )와 같다는 가정하에 (13)을 이용하여 미래의 출력값을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} y^*(k+1) &= \sum_{i=1}^n [a_i^* y(k+1-i) + b_i^* u(k+1-i)] \\ &\quad + e(k) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} y^*(k+j) &= \sum_{i=1}^{j-1} [a_i^* y^*(k+j-i) + b_i^* y^*(k+j-i)] \\ &\quad \times u(k+j-i) + c_i^* u(k+j-i) \\ &\quad + \sum_{i=j}^n [a_i^* y(k+j-i) + b_i^* y(k+j-i)] \\ &\quad \times u(k+j-i) + c_i^* u(k+j-i) \\ &\quad + e(k) \quad (j = 2, 3, \dots, n) \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} y^*(k+j) &= \sum_{i=1}^n [a_i^* y^*(k+1-i) + b_i^* y^*(k+1-i)] \\ &\quad \times u(k+1-i) + c_i^* u(k+1-i) \\ &\quad + e(k) \end{aligned} \quad (j = n+1, n+2, \dots, \tau, \tau+1) \quad (17)$$

그러나 다구간 출력 예측값에 대하여 제어기를 설계할 경우 비용함수는 비선형이 되므로 (14)로부터 최적 입력에 대한 해석적인 해를 구하는 것은 불가능하다. 따라서 단일 예측구간에 대한 출력 예측값( $y^*(k+\tau+1)$ )에 대하여 다음과 같은 비용함수를 이용하여 최적 입력을 계산할 수 있다.

$$J = \gamma^2 (y_d(k+\tau+1) - y^*(k+\tau+1))^2 + \beta^2 u^2(k) \quad (18)$$

(18)을 최소화시키는 최적 입력은 다음과 같이 구할 수 있다[16].

$$\begin{aligned} u(k) &= \frac{b_1^* y(k+\tau) + c_1^*}{[b_1^* y(k+\tau) + c_1^*]^2 + \beta} [y_d(k+\tau+1) \\ &\quad - (y(k) - y^*(k)) - a_1^* y(k+\tau)] \\ &\quad + \sum_{i=2}^n [a_i^* y(k+\tau+1-i) + b_i^* y(k+\tau+1-i)] \\ &\quad \times u(k+1-i) + c_i^* u(k+1-i) \end{aligned} \quad (19)$$

여기서  $\beta$ 는  $\beta_1^2/\gamma_1^2 \geq 0$ 로서 제어기의 튜닝 파라메터로 사용된다.

## 2. 편차 보정기(Offset Compensator)

ARMA모델을 이용하여 예측제어기의 설계를 할 경우 일반적으로 편차가 발생하게 된다. 본 연구에서는 이러한 편차의 제거를 위하여 다음과 같은 편차 보정기를 사용하였다.

정상 상태에서 (13)과 (19)는 다음의 (20), (21)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_s^* = A^* y_s + B^* y_s u_s + C^* u_s \quad (20)$$

$$\begin{aligned} u_s &= \frac{(b_1^* y_s + c_1^*)}{(b_1^* y_s + c_1^*)^2 + \beta} [y_s - (y_s - y_s^*) - A^* y_s \\ &\quad - (B^* - b_1^*) y_s u_s - (C^* - c_1^*) u_s] \end{aligned} \quad (21)$$

여기서  $A^* = \sum_{i=1}^n a_i^*$ ,  $B^* = \sum_{i=1}^n b_i^*$ ,  $C^* = \sum_{i=1}^n c_i^*$ 이며 하첨자  $s$ 는 정상상태를 의미한다.

(20)을 (21)에 대입하여 정리하면 다음과 같은 정상상태에 서의 편차를 얻을 수 있다.

$$y_{ds} - y_s = \frac{\beta u_s}{b_1^* y_s + c_1^*} \quad (22)$$

이로부터  $\beta \neq 0$ 일 경우 항상 정상상태에서 편차가 생김을 알 수 있다. 이러한 편차를 제거하기 위하여 (19)에 편차 보정기  $K$ 를 도입하여 다음의 (23)과 같이 정리하였다.

$$\begin{aligned} u(k) &= \frac{b_1^* y(k+\tau) + c_1^*}{[b_1^* y(k+\tau) + c_1^*]^2 + \beta} [K y_d(k+\tau+1) - K \\ &\quad \times (y(k) - y^*(k)) - (a_1^* - A^* + K A^*) y(k+\tau)] \\ &\quad - \sum_{i=2}^n [a_i^* y(k+\tau+1-i) + b_i^* y(k+\tau+1-i)] \\ &\quad \times u(k+1-i) + c_i^* u(k+1-i) \end{aligned} \quad (23)$$

정상상태에서 (23)은 (24)와 같이 나타낼 수 있다. (22)의 정상상태의 편차를 구하는 방법과 같은 방법으로 (20)을 (23)에 대입하여 편차 보정기가 도입되었을 경우의 정상상태의 편차를 구하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} y_{ds} - y_s &= \frac{u_s}{K} [1 - K + \frac{\beta}{(b_1^* y_s + c_1^*)(B^* y_s + C^*)}] \\ &\quad \times (B^* y_s + C^*) \end{aligned} \quad (24)$$

이로부터 정상상태의 편차를 제거하는 편차 보정기  $K$ 를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$K = 1 + \frac{\beta}{(b_1^* y_s + c_1^*)(B^* y_s + C^*)} \quad (25)$$

또한 공정과 모델의 차이로부터 발생할 수 있는 제어의 어려움을 제거하기 위하여 다음과 같은 간단한 필터를 사용하였다.

$$u(k) = (1-\alpha)u^*(k) + \alpha u(k-1) \quad (26)$$

여기서  $u^*(k)$ 는 (23)으로부터 구한 필터를 거치지 않은 제어입력이다.

## V. 모사 실험 및 결과

본 연구에서는 모사 실험의 유효성을 위하여 정상상태에서의 운전조건으로 Alatiqi[11]의 스팀 보일러의 동특성 연구에 사용된 운전조건을 사용하였으며 이들 값은 표 1에 보인바 같다.

표 1. 최대 운전용량시 스팀 보일러의 정상상태 운전 조건[11].

Table 1. Steady-state operation condition of the steam boiler for maximum capacity case [11].

변수	운전 조건	단위
$F_1$	207,000	$lb\ h^{-1}$
$Q$	$168 \times 10^6$	$B.t.u\ h^{-1}$
$V$	816	$ft^3$
$V_L$	408	$ft^3$
$K_v$	308	$lbf mol\ h^{-1}\ psig^{-1}$

보일러 공급열량과 보일러 주입수 유량, 그리고 보일러 주입수 온도의 변화에 따른 모델 인식 모사결과를 그림 1에 나타내었으며 이때 사용된 각 공정 입력변수의 변화를 그림 2에 나타내었다.

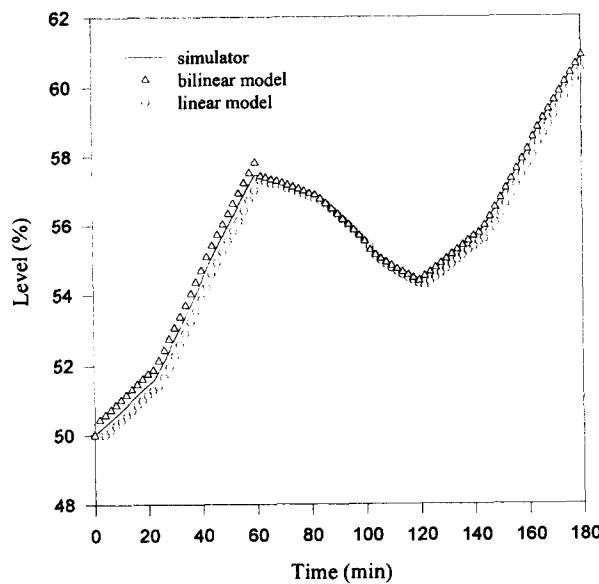


그림 1. 선형모델 및 쌍일차모델을 이용한 모델인식결과.

Fig. 1. Results of model identification using linear and bilinear models.

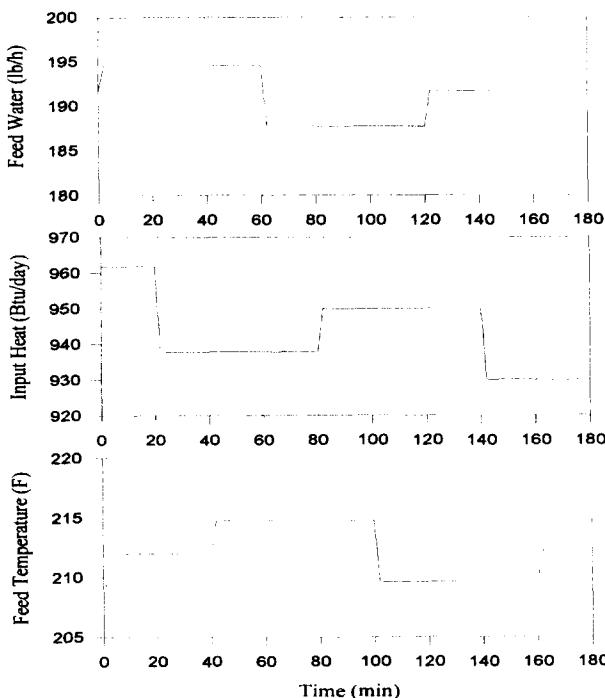


그림 2. 보일러 주입수 유량, 공급유량 및 주입수 온도의 변화.

Fig. 2. Change of boiler feed water, input heat and feed water temperature.

모델 인식실험을 위한 각 모델의 초기 파라메터값은 임의의 입력변수값들과 이때의 보일러 액위 값으로부터 최소자승법을 이용하여 구하였다. 그림 1로부터 선형모델에 비하여 쌍일차 모델이 보다 정확한 모델 인식결과를 나타낸을 알 수 있다. 그림 3은 공급 열량의 -2.5% 계단변화시 쌍일차 모델을 이용한 보일러 액위변화와 실제 보일러의 액위변화[17]를 비교한 것으로서 쌍일차 모델로부터 구한 보일러 액위변화와 실제 보일러 액위변화가 거의 일치하고 있음을 알 수 있다.

본 대상공정인 폐열 스텀보일러의 경우 스텀 개질플랜드

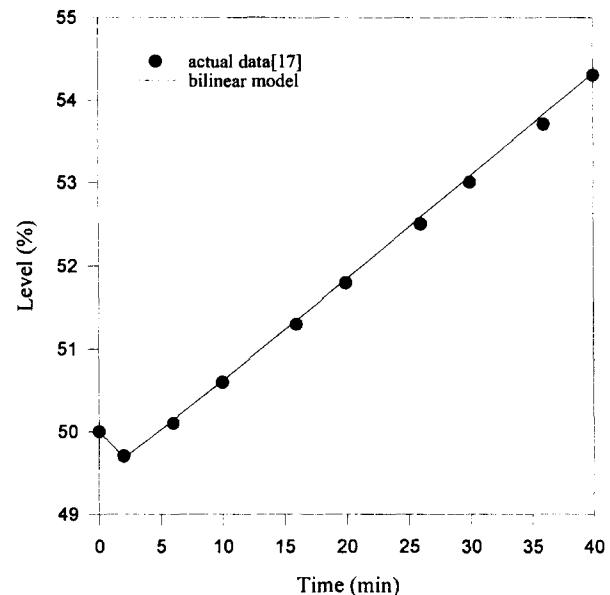


그림 3. -2.5% 공급열량의 계단변화에 대한 쌍일차모델과 실제 스텀 보일러의 액위변화 비교.

Fig. 3. Comparison of level change of bilinear model and real steam boiler for 2.5% negative step change in heat input.

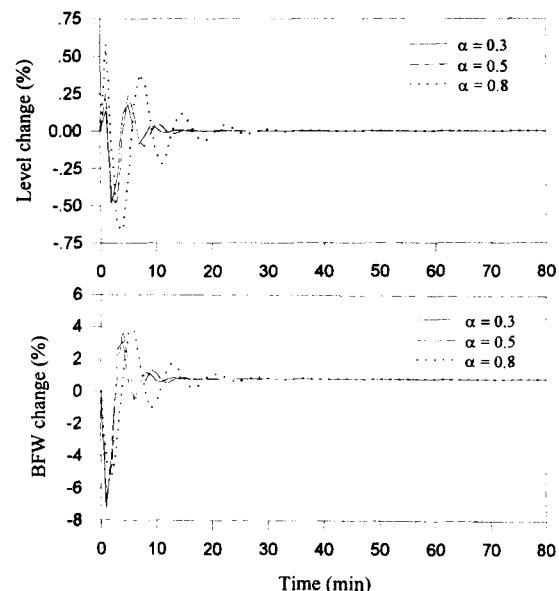


그림 4.  $1 \times 10^6 \text{ B.t.u h}^{-1}$ 의 공급열량의 변화시 투닝파라메터,  $\alpha$ 의 변화에 따른 스텀 보일러의 제어 결과 ( $\beta=0$ ).

Fig. 4. Control results of steam boiler on change of tuning parameter,  $\alpha$  for heat input of  $1 \times 10^6 \text{ B.t.u h}^{-1}$  ( $\beta=0$ ).

를 구성하고 있는 한 단위공정으로 보일러의 공급열량으로는 스텀개질 반응기에서 사용되고 남은 폐열이 사용되고 있으며 폐열량에 의하여 스텀생산량이 결정된다.

따라서 보일러 공급 열량은 보일러 공정의 외란으로 작용하게 되며 보일러 주입수 유량이 보일러 액위의 제어를 위한 제어 입력변수로 작용한다. 그러므로 본 모사실험에서는 여러 가지의 외란중 운전조건에 중요한 변화를 초래할 수 있는 외란 즉, 스텀개질 반응기로부터의 폐열량의 변화와 보일러 주입수 온도의 변화를 고려하여 모사실험을 하였다. 그림 4는  $1 \times 10^6 \text{ B.t.u h}^{-1}$ 의 보일러 공급 열량의 변화에 대한 적응예측제어기의 보일러 액위제어 결과로 (25)의  $\beta$ 값

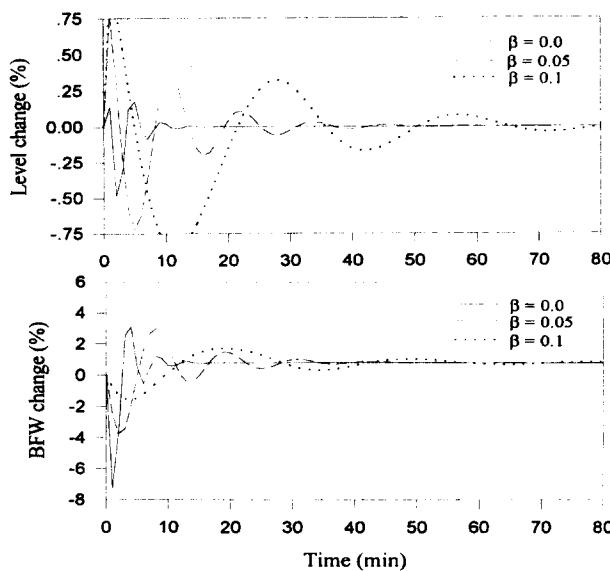


그림 5.  $1 \times 10^6 \text{ B.t.u h}^{-1}$ 의 공급열량의 변화시 투닝 파라 메터,  $\beta$ 의 변화에 따른 스팀 보일러의 제어 결과 ( $\alpha = 0.3$ ).

Fig. 5. Control results of steam boiler on change of tuning parameter,  $\beta$  for heat input of  $1 \times 10^6 \text{ B.t.u h}^{-1}$  ( $\alpha = 0.3$ ).

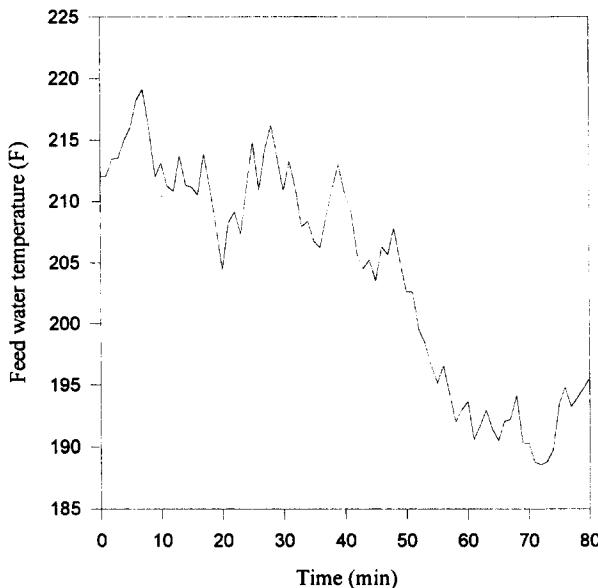


그림 6. 보일러 주입수 온도의 변화.

Fig. 6. Change of temperature in boiler feed water.

이 0.0일 때 (26)의  $\alpha$ 값의 변화에 따른 보일러 액위의 변화와 제어 입력변수인 보일러 주입수의 유량 변화를 각각 보여주고 있다. 그림으로부터  $\alpha$ 가 증가할수록 보일러 액위의 설정 값 도달시간은 길어지며 보일러 주입수 유량의 변화는 완만해 짐을 알 수 있다.

그림 5는 그림 4에서의 경우와 같은 보일러 공급 열량의 변화시  $\alpha$ 가 0.3일 때  $\beta$ 의 변화에 따른 보일러 액위제어의 결과이다. 그림으로부터  $\beta$ 값이 증가할수록 보일러 액위의 설정 값 도달시간은 길어지며 보일러 주입수 유량의 변화는 완만해 짐을 알 수 있다. 그림 6, 7, 8은 보일러 공급열량 이외에 또다른 공정의 외란으로 작용할 수 있는 보일러 주입수 온도의 변화와 이에 따른 보일러 액위의 제어 결과이다. 그림 6과 같이 임의로 심하게 변화된 보일러 주입수의 온도 변화에도 불구하고 그림 7, 8로부터 쌍익차 모델을 이용한

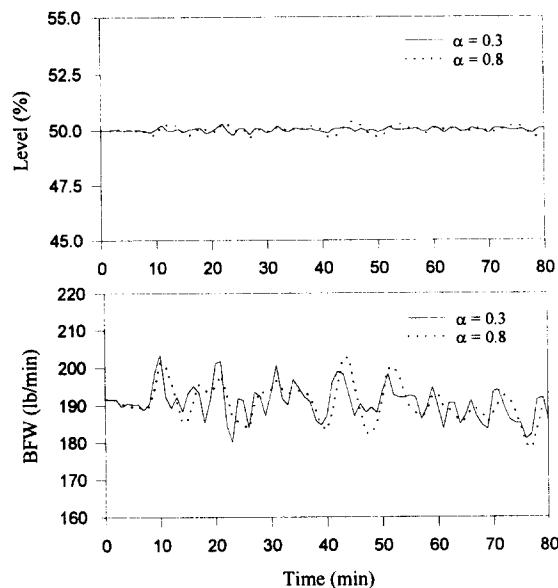


그림 7. 보일러 주입수의 온도 변화시 스팀 보일러의 제어에 대한  $\alpha$ 의 영향.

Fig. 7. Effect of  $\alpha$  on the steam boiler for the change of boiler feed water temperature.

적응예측제어기를 사용할 경우 상당히 우수한 제어결과를 얻을 수 있음을 알 수 있으며  $\alpha$  및  $\beta$ 가 증가할수록 완만한 제어결과를 얻을 수 있었다.

본 연구에서 사용된 적응예측제어기의 성능을 확인하기 위하여  $1 \times 10^6 \text{ B.t.u h}^{-1}$ 의 보일러 공급 열량의 변화시  $\alpha$ 와  $\beta$ 값이 각각 0.3, 0.0일 때의 적응예측제어기의 보일러 액위제어 결과와 P, PI 및 PID 제어기를 이용한 보일러의 액위제어 결과를 그림 9에 나타내었다.

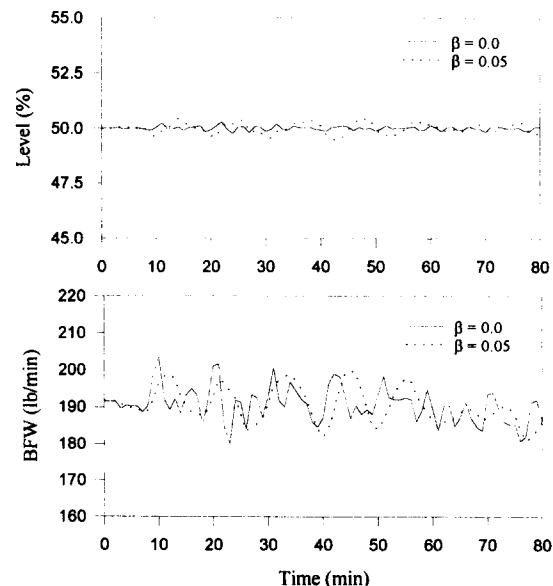


그림 8. 보일러 주입수의 온도 변화시 스팀 보일러의 제어에 대한  $\beta$ 의 영향.

Fig. 8. Effect of  $\beta$  on the steam boiler for the change of boiler feed water temperature.

그림 9의 비교 자료로 사용된 P, PI 및 PID의 제어결과는 이득 설정법을 이용한 보일러 액위 제어결과로 Alatiqi[11]의 폐열 스팀 보일러의 액위제어에 관한 모사 실험결과이다. 이로부터 보일러 공급 열량의 변화에 대하여 적응예측제어기를 사용하였을 경우 비록 보일러 공급수의 변화에서

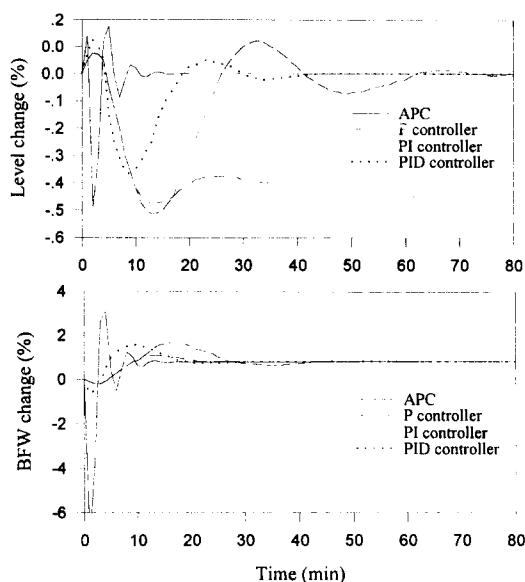


그림 9. 범용제어기와 적응예측제어기의 성능 비교.  
Fig. 9. Comparison of performance between conventional controller and adaptive predictive controller(APC).

는 다른 범용성 제어기의 경우보다 과도한 응답을 보였으나 액위 설정값에 가장 빨리 도달함을 알 수 있다.

## VI. 결론

본 연구에서는 선형모델 및 쌍일차 모델을 이용한 폐열 스텀 보일러의 모델 인식과 적응예측제어 방법을 이용한 보일러의 액위제어에 관한 모사실험을 하였다. 폐열 스텀 보일러의 모사기로는 액위의 역응답을 고려한 비선형 모델을 사용하였다. 모델 인식 모사결과로부터 선형 모델에 비하여 쌍일차 모델이 스텀 보일러의 동적 거동을 더욱 정확히 묘사하고 있음을 알 수 있었다. 쌍일차 모델을 이용한 보일러 액위의 적응예측제어 모사결과로부터 본 연구에서 사용된 적응예측제어기의 우수한 제어 성능을 확인할 수 있었으며 또한 P, PI 및 PID 제어기를 이용한 모사결과와의 비교로부터 적응예측제어기를 사용할 경우 외란의 계단변화에 대하여 가장 빨리 액위설정값에 도달함을 알 수 있었다. 추후 연구 과제로는 적응예측제어기의 튜닝기법에 관한 이론적인 해석이 제시되어야 하며 실제 공정의 적용을 통한 실용성 확인이 이루어져야 할 것이다.

## 참고문헌

- [1] D. W. Clarke, C. Mohyadi and P. S. Tuffs, "Generalized predictive control-part I. the basic algorithm," *Automatica*, vol. 23, no. 2, pp. 137-148, 1987.
- [2] B. Kouvaritakis and J. A. Rossiter, "Constrained stable generalized predictive control," *IEE Proc. Part D*, vol. 140, no. 4, pp. 243-255, 1993.
- [3] B. Kouvaritakis and J. A. Rossiter, "Mutivariable stable generalized predictive control," *IEE Proc. Part D*, vol. 140, no. 5, pp. 364-372, 1993.
- [4] H. Demircioglu and D. W. Clarke, "Generalized predictive control with end-point state weighting," *IEE Proc. Part D*, vol. 140, no. 4, pp. 275-282, 1993.
- [5] J. M. Martin Sanchez, S. L. Shah and D. G. Fisher, "A stable adaptive predictive control system," *Int. J. Control.*, vol. 39, no. 1, pp. 215-234, 1984.
- [6] S. C. Oh and Y. K. Yeo, "A study on the adaptive predictive control method for multivariable bilinear processes," *KJChE*, vol. 12, no. 4, pp. 472-477, 1995.
- [7] J. Richalet, "Industrial applications of model based predictive control," *Automatica*, vol. 29, no. 5, pp. 1251-1274, 1993.
- [8] 오세천, 여영구, "Bilinear model predictive control methods for chemical processes," *제어·자동화·시스템공학 학회지*, 2권, 1호 pp. 59-71, 1996.
- [9] F. G. Shinskey, *Process Control Systems*, McGraw-Hill, New York, 1979.
- [10] W. F. Ramirez, *Process Simulation*, Lexington Books, Lexington, 1976.
- [11] I. M. Alatiqi and A. M. Meziou, "Simulation and parameter scheduling operation of waste heat steam boiler," *Computers Chem. Eng.*, vol. 16, no. 1, pp. 51-59, 1992.
- [12] C. W. Koung and J. F. Macgregor, "Identification for robust mutivariable control : the Design of experiments," *Automatica*, vol. 30, no. 10, pp. 1541-1554, 1994.
- [13] F. Fnaiech and L. Ljung, "Recursive identification of bilinear systems," *Int. J. Control.*, vol. 45, no. 2, pp. 453-470, 1987.
- [14] M. M. Gabr, "A recursive (on-line) identification of bilinear systems," *Int. J. Control.*, vol. 44, no. 4, pp. 911-917, 1986.
- [15] Y. K. Yeo and D. C. Williams, "Adaptive model predictive control for single input-single output bilinear systems with stable inverses," *Chem. Eng. Comm.*, vol. 65, pp. 79-94, 1988.
- [16] Y. K. Yeo and D. C. Williams, "Bilinear model predictive control," *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 26, no. 11, pp. 2267-2274, 1987.
- [17] A. M. Meziou and I. M. Alatiqi, "Identification and control of an industrial steam reforming plant," *The Canadian J. Chem. Eng.*, vol. 72, pp. 321-329, 1994.

오 세 천



1987년 한양대학교 화학공학과 졸업.  
1989년 동대학원 졸업(석사). 1989년  
~ 1994년 한일합섬(주) 기술연구소.  
현재 한양대학교 박사과정. 관심분야는  
적용 예측제어.

여 영 구



1979년 서울대학교 화학공학과 졸업.  
1982년 동대학원 졸업(석사). 1986년 Au-  
burn대학교 화학공학과 졸업(박사). 현재  
한양대학교 화학공학과 교수. 관심분야는  
공정제어 및 모사, 공정최적화, 공정인공  
지능.