

쌍일차 공정의 적응 예측제어

오노 군* 윤인섭* 여영구** 송형근**
 * 서울대학교 화공과 ** 한국과학기술연구원 공정제어실

An Adaptive Predictive Control for the Bilinear Process

oK. Lo*, E. S. Yoon*, Y. K. Yeo**, H. K. Song**
 * Seoul National Univ., Dept. of Chem. Eng.
 ** KIST, Process Control Lab.

Abstract

Under the assumption that process input/output data are sufficiently rich to allow reasonable plant identification, a long-range predictive control method for SISO bilinear plant is derived. In order to ensure offset-free behaviour of the control method, a new bilinear CARIMA model with variable dead-time is introduced. Furthermore, to extend the maximum output prediction horizon, the future predicted outputs in the bilinear term are assumed to be equal to the known future set-points. With a classical recursive adaptation algorithm, the proposed control scheme is capable of stable control of bilinear plants with variable parameters, with variable dead-time, and with a model order which changes instantaneously. Several simulation results demonstrate the characteristics of the proposed bilinear model predictive control method.

1. 서론

쌍일차모델은 선형모델에 비해 비선형공정의 동특성을 좀더 정확하게 표현할 수 있는 장점을 지니고 있다. 또한 비선형모델에 비하여 수학적으로 간단하며 선형모델을 쌍일차모델의 특수한 경우로 간주할 수 있기 때문에 쌍일차모델의 이용에 대한 연구가 여러 분야에서 활발히 진행되고 있다. 특히 화학공정에는 본질적으로 쌍일차적인 특성을 지닌 공정들이 존재할 뿐만 아니라 연속회분 반응기 및 중류공정등의 비선형공정에 대해서도 쌍일차 근사모델을 구성할 수 있다. [1,2] 본 연구는 기존의 선형모델을 이용하는 제어방법에 대한 이론적인 연구 결과와 성공적인 적용사례를 쌍일차모델의 경우로 확장시키고 비선형성이 심한 공정의 제어에 실제적으로 응용함을 목표로 한다.

공정의 동특성을 지배하는 공정 파라메타의 변화 및 공정에 도입되는 외란의 영향에 능동적으로 대처하기 위해 선형모델을 이용한 적응 예측제어방법이 널리 이용되고 있다. 다양한 적응 예측제어기가 연구되었으나 설계 단계별로 각각의 세부적인 방법론에 다소간의 차이가 있을 뿐이고 그 주된 흐름은 동일하다. 비용함수를 정의하고 비용함수를 구성하는 각각의 항목에 상대적인 가중치를 부여하고 정의된 비용함수를 최소화 하는 입력을 계산하여 이를 공정에 반영한다. 비용함수에 현실적으로부터 미래로의 일정기간동안 공정의 출력오차와 구간내에서의 제어비용에 대한 항목이 포함되고 이러한 비용함수를 최소화하는 일련의 제어입력을 계산하여 이중 일부를 공정에 반영하고 비용함수의 계산구간을 시간에 따라 이동시키는 제어방법을 이동구간 (receding-horizon)제어라 한다.

선형모델을 이용한 이동구간 제어기의 다양한 방법론을 포괄적인 형태로 표현한 일반형 예측제어기 (GPC)[3,4]에 대한 연구결과를 공정제어를 위해 갖추어야 할 사전지식의 양을 극소화하는 방향으로 발전되

어가고 있다. 공정에 대한 모델 파라메타가 상당한 수준까지 정확하게 인식될 수 있다는 가정하에 비최소 위상 공정, 개회로가 불안정한 공정, 시간지연을 모르거나 시간지연이 변화하는 공정 및 미지의 차수를 지닌 공정등 여러가지의 불확실성을 극복할 수 있는 제어 방법으로 평가되고 있다. 이러한 일반형 제어기에 사용된 선형모델을 쌍일차모델의 경우로 확장하여 좀더 넓은 의미의 일반형 예측제어기를 유도하고, 이를 쌍일차 공정의 적응 예측제어에 응용한다.

2. 쌍일차모델 예측제어

제어의 대상이 되는 단변수 비선형 공정을 이산형 쌍일차 CARIMA(Controlled Auto-Regressive and Integrated Moving-Average)모델로 표현하면 다음과 같다.

$$y(t) = \sum_{i=1}^{n_a} \{-a_i y(t-i)\} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^m c_{ij} y(t-i)u(t-l-i) + \sum_{i=0}^{n_b} b_i u(t-i-1) + \xi(t)/\Delta \quad (1)$$

여기서 Δ 는 차분연산자로 $1 - q^{-1}$ 로 정의되고 $\xi(t)$ 는 외란을 표시한다. 한편 모델의 쌍일차항을 다음과 같이 정의하면:

$$z_i(t-1) \equiv y(t-1) u(t-1-i) \quad (2)$$

공정의 쌍일차 모델은 다음과 같다.

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t-1) + \sum_{i=0}^m C_i(q^{-1})z_i(t) + \xi(t)/\Delta \quad (3)$$

이때, $A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a}$
 $B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b}$
 $C_i(q^{-1}) = c_{i1}q^{-1} + c_{i2}q^{-2} + \dots + c_{in}q^{-n}$
 $(i=0, \dots, m)$

식 (3)으로 부터 j 스텝 이후의 출력예측자를 유도하기 위하여 다음과 같은 항등식을 이용한다.

$$1 = E_j(q^{-1})A(q^{-1})\Delta + q^{-j}F_j(q^{-1}) \quad (4)$$

일반적인 예측 구간에 대하여 식 (4)를 순환해법에 의해 풀어 E_j 와 F_j 를 구할 수 있다. [3] 식 (3)의 양변에 $E_j\Delta q^j$ 를 곱하면 식(4)와 같다.

$$y(t+j) = G_j(q^{-1})\Delta u(t+j-i) + F_j(q^{-1})y(t) + \sum_{i=0}^m H_{ji}(q^{-1})\Delta z_i(t+j) + E_j(q^{-1})\xi(t+j) \quad (5)$$

단, $G_j(q^{-1}) = E_j(q^{-1})B(q^{-1})$
 $H_{ji}(q^{-1}) = E_j(q^{-1})C_i(q^{-1}) \quad (i=0, \dots, m)$

본 연구에서는 다음 식 (6)과 같은 비용함수를 최소화하는 제어입력을 계산하고자 한다.

$$J(N_1, N_2) = E \left\{ \sum_{k=N_1}^{N_2} \gamma_k^2 [y(t+k) - w(t+k)]^2 + \sum_{k=1}^{N_2} \beta_k^2 [\Delta u(t+k-1)]^2 \right\} \quad (6)$$

식 (6)에서 $w(t+k)$ 는 $t+k$ 시점에서의 공정의 설정치를 나타내고, N_1 과 N_2 는 각각 출력 예측구간의 하한과 상한을 나타내며 γ_k 와 β_k 는 각각 출력오차와 제어입력의 가중치를 나타낸다.

식 (5)를 이용하여 현시점 t 이후의 $t+1$ 부터 $t+P$ 사이의 미래출력들을 전개해 보면 임의의 $y(t+j)$ 는 다음과 같은 네가지 요소로 구성된다. 미래의 제어입력, 과거의 제어입력과 출력, 미래의 제어입력과 공정출력의 곱 그리고 미래의 외란에 대한 항목으로 미래출력이 구성된다. $y(t+j)$ 의 구성요소중 현시점 t 를 기준으로 이미 알려져 있는 성분을 $f^*(t+j)$ 라 하면 f^* 를 다음식 (7)과 같이 정리할 수 있다.

$$f^* = G_0^* u_0^* + F_0^* y_0^* + H_0^* z_0^* + H_1^* z_1^* \cdots + H_m^* z_m^* \quad (7)$$

단, $f^* = [f^*(t+1), f^*(t+2), \dots, f^*(t+P)]^T$

$$u_0^* = [\Delta u(t-1), \Delta u(t-2), \dots, \Delta u(t-n_b)]^T$$

$$y_0^* = [y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_a)]^T$$

$$z_0^* = [0, \Delta z_0(t-1), \dots, \Delta z_0(t-n+1)]^T$$

$$z_i^* = [\Delta z_i(t), \Delta z_i(t-1), \dots, \Delta z_i(t-n+1)]^T \quad (i=1, \dots, m)$$

$$G_0^* = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} & g_{13} & \cdots & g_{1, nb} \\ g_{22} & g_{23} & g_{24} & \cdots & g_{2, nb+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{pp} & g_{pp+1} & g_{p, p+2} & \cdots & g_{p, nb+p-1} \end{bmatrix}$$

$$F_0^* = \begin{bmatrix} f_{10} & f_{11} & \cdots & f_{1na} \\ f_{20} & f_{21} & \cdots & f_{2na} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{p0} & f_{p1} & \cdots & f_{pna} \end{bmatrix}$$

$$H_0^* = \begin{bmatrix} 0 & h_{102} & h_{103} & \cdots & h_{10n} \\ 0 & h_{203} & h_{204} & \cdots & h_{20n+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & h_{p, 0, p+1} & h_{p, 0, p+2} & \cdots & h_{p, 0, n+p-1} \end{bmatrix}$$

$$H_i^* = \begin{bmatrix} h_{i11} & h_{i12} & h_{i13} & \cdots & h_{i1n} \\ h_{i212} & h_{i214} & h_{i214} & \cdots & h_{i21n+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{p, i, p} & h_{p, i, p+1} & h_{p, i, p+2} & \cdots & h_{p, i, n+p-1} \end{bmatrix} \quad (i=0-m)$$

$$(g_{ji} = g_j, h_{jik} = h_{ik}; j=0, 1, \dots, i)$$

예를 들어 j 가 1인 경우에는 $f^*(t+1)$ 은 다음 식 (8)과 같이 표현된다.

$$f^*(t+1) = [G_1(q^{-1}) - g_0] \Delta u(t) + F_1(q^{-1})y(t) + q[H_{10}(q^{-1}) - h_{101}q^{-1}] \Delta z_0(t) + H_{11}(q^{-1}) \Delta z_1(t+1) + \cdots + H_{1m}(q^{-1}) \Delta z_m(t+1) \quad (8)$$

식 (5)에서 미래의 외란에 해당되는 항목이 제거된 최적 예측자를 $\hat{y}(t+j)$ 라 하면 $\hat{y}(t+j)$ 는 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\hat{y} = G^* \hat{u} + H_0 z_0 + H_1 z_1 \cdots + H_m z_m + f^* \quad (9)$$

$$\text{단, } \hat{y} = [\hat{y}(t+1), \hat{y}(t+2), \hat{y}(t+3), \dots, \hat{y}(t+P)]^T$$

$$\hat{u} = [\Delta u(t), \Delta u(t+1), \Delta u(t+2), \dots, \Delta u(t+P-1)]^T$$

$$z_0 = [\Delta z_0(t), \Delta z_0(t+1), \Delta z_0(t+2), \dots, \Delta z_0(t+P+1)]^T$$

$$z_i = [0, \Delta z_i(t), \Delta z_i(t+1), \dots, \Delta z_i(t+P-2)]^T \quad (i=1, \dots, m)$$

$$G^* = \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 & g_0 \\ g_2 & g_1 & g_0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{p-1} & g_{p-2} & g_{p-3} & \cdots & g_0 \end{bmatrix}$$

$$H_0^* = \begin{bmatrix} h_{01} \\ h_{02} & h_{01} \\ h_{03} & h_{02} & h_{01} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{0p} & h_{0p-1} & h_{0p-2} & \cdots & h_{01} \end{bmatrix}$$

$$H_i^* = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 & h_{i11} \\ 0 & h_{i12} & h_{i11} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & h_{ip-1} & h_{ip-2} & \cdots & h_{i11} \end{bmatrix} \quad (i=1-m)$$

j 가 1인 경우에 $\hat{y}(t+1)$ 은 다음 식 (10)과 같다.

$$\hat{y}(t+1) = g_0 \Delta u(t) + h_{101} \Delta z_0(t) + f^*(t+1) \quad (10)$$

식을 더 전개하기 위해 상일차항에 해당하는 부분을 다음 식 (11)과 같이 표시한다.

$$\tilde{z}_i = Y_i^* \tilde{u} + w_i^* \quad w_i^* = \tilde{y}_i^* u(t-1) + \tilde{v}_i^* \quad (i=0, \dots, m) \quad (11)$$

i 가 0인 경우,

$$Y_0^* = \begin{bmatrix} \hat{y}(t) \\ \Delta \hat{y}(t) & \hat{y}(t+1) \\ \Delta \hat{y}(t+1) & \Delta \hat{y}(t+2) & \hat{y}(t+2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Delta \hat{y}(t+P-1) & \Delta \hat{y}(t+P-1) & \Delta \hat{y}(t+P-1) & \cdots & \Delta \hat{y}(t+P-1) \end{bmatrix}$$

$$\tilde{y}_0^* = [\Delta \hat{y}(t), \Delta \hat{y}(t+1), \Delta \hat{y}(t+2), \dots, \Delta \hat{y}(t+P-1)]^T$$

$$\tilde{v}_0^* = [0, 0, 0, \dots, 0]^T$$

i 가 1 이상 m 이하인 경우,

$$Y_i^* = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 & (i+1) \\ \vdots \\ 0 \\ \hat{y}(t+1) \\ \Delta \hat{y}(t+1) & \hat{y}(t+1) \\ \vdots & \vdots \\ \Delta \hat{y}(t+P-2) & \Delta \hat{y}(t+P-2) & \hat{y}(t+P-2) & \underbrace{0 \ 0 \ \cdots \ 0}_{i+1} \end{bmatrix}$$

$$\tilde{y}_i^* = [0, 0, \dots, 0, \Delta \hat{y}(t+m), \Delta \hat{y}(t+m+1), \dots, \Delta \hat{y}(t+p-2)]^T$$

$$\tilde{v}_i^* = \begin{bmatrix} 0 \\ \hat{y}(t)u(t-i) - \hat{y}(t-1)u(t-i-1) \\ \hat{y}(t+1)u(t+1-i) - \hat{y}(t)u(t+1-i) \\ \vdots \\ \hat{y}(t+i-1)u(t-1) - \hat{y}(t+i+2)u(t-2) \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

쌍일차항에 미래의 출력이 존재하므로 식 (9)의 미래출력의 최적예측자를 식 (6)의 비용함수의 최소화 에 이용하기 위해서 본 연구에서는 미래출력항에 대하여 다음과 같은 가정을 도입했다. 즉, 쌍일차항을 구성하는 \hat{y}_i^* 및 \tilde{y}_i^* 에 포함된 미래의 출력성분을 미리 알고 있는 그 시점에서의 출력 설정치와 동일한 것으로 가정하였다. 이러한 가정은 선형모델의 경우 오프셋(offset)을 제거하는 일반형 예측제어의 작동 경향이 쌍일차모델에 적용되는 경우에도 유사하게 작용될 것이라는 점을 감안한 것이다. 이러한 가정을 전제로 G 와 f 를 다음 식 (12) 와 식(13) 과 같이 정의 하면:

$$G = G^* + H_0 Y_0^* + H_1 Y_1^* + \dots + H_m Y_m^* \quad (12)$$

$$f = G_0 \tilde{u}_0^* + F_0 Y_0^* + H_0 W_0^* + H_1 W_1^* + \dots + H_m W_m^* + H_0 Z_0^* + H_1 Z_1^* + \dots + H_m Z_m^* \quad (13)$$

미래출력에 대한 최적예측자는 식 (14)와 같다.

$$\hat{y} = G \tilde{u} + f \quad (14)$$

따라서 식 (6)에서 N_1 및 N_2 가 각각 1 과 P 인 경우 비용함수를 최소화하는 일련의 제어 입력은 식 (15) 와 같다.

$$\tilde{u} = (G^T \Lambda G + B)^{-1} G^T \Lambda (w - f) \quad (15)$$

$$\text{단, } \Lambda = \text{diag} \{ \gamma_1^2, \gamma_2^2, \dots, \gamma_P^2 \}$$

$$B = \text{diag} \{ \beta_1^2, \beta_2^2, \dots, \beta_P^2 \}$$

$$w = [w(t+1), w(t+2), \dots, w(t+P)]^T$$

또한 제어입력이 정상상태에 도달하여 더 이상의 변화가 없어지는 구간인 제어지평(control horizon) N_u 에 따라 G 를 다음과 같이 G_1 으로 정의하는 경우 G의 첫번째 열부터 N_u 번째 열 까지에 해당되는 값인 G_1 으로 부터 제어입력을 구성하면 식 (16)과 같다.

$$\tilde{u} = (G_1^T \Lambda G_1 + B_1)^{-1} G_1^T \Lambda (w - f) \quad (16)$$

$$\text{단, } B_1 = \text{diag} \{ \beta_1^2, \beta_2^2, \dots, \beta_{N_u}^2 \}$$

3. 쌍일차모델 적응 예측제어

본 연구에서는 방정식 오차법[5]을 이용한 공정 인식 알고리즘을 이용하여 앞서 제시한 쌍일차모델 예측제어 방법의 모델 파라메타를 순환해법으로 인식하여 제어기의 파라메타를 수정하는 적응제어 방법을 사용하였다. 선형모델 적응제어 방법도 이 방법의 특수한 경우로 포함되며 모든 연구 결과가 직접적으로 선형모델 적응제어 방법에 적용될 수 있다.

시간지연의 최대치인 m 만을 알고 있는 쌍일차공정은 식 (17) 과 같이 표시될 수 있다.

$$\bar{y}(t) = \phi^T X(t-1) + \xi(t) \quad (17)$$

여기서 외란 $\xi(t)$ 가 D 로 제한된다고 가정하고 ϕ_0 와 X 가 다음과 같이 정의되는 경우

$$\phi_0 = [-\bar{a}_1, \dots, -\bar{a}_{na}, \bar{c}_{01}, \dots, \bar{c}_{0n}, \bar{c}_{11}, \dots, \bar{c}_{1n}, \dots, \bar{c}_{m1}, \dots, \bar{c}_{mn}, \bar{b}_0, \dots, \bar{b}_{nb}]^T$$

$$X(t-1) = [\bar{y}(t-1), \dots, \bar{y}(t-n), \bar{y}(t-1)u(t-1), \dots, \bar{y}(t-n)u(t-n), \bar{y}(t-1)u(t-2), \dots, \bar{y}(t-n)u(t-n-1), \dots, \bar{y}(t-1)u(t-1-m), \dots, \bar{y}(t-n)u(t-n-m), u(t-1), \dots, u(t-nb)]^T$$

식 (17) 과 같이 공정에 대한 식 (3)의 쌍일차모델을 표시하면 다음과 같다.

$$y(t|t) = \phi^T(t)X(t-1) \quad (18)$$

여기서 모델 파라메타는 다음과 같다.

$$\phi(t) = [-a_1(t), \dots, -a_{na}(t), c_{01}(t), \dots, c_{0n}(t), c_{11}(t), \dots, c_{1n}(t), \dots, c_{m1}(t), \dots, c_{mn}(t), b_1(t), \dots, b_{nb}(t)]^T$$

인식오차 (Identification error) $\bar{\phi}(t)$ 와 출력오차 (output error) $e(t), e^*(t)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\bar{\phi}(t) = \phi(t) - \phi_0 \quad (19)$$

$$e(t) = \bar{y}(t) - y(t|t) \quad (20)$$

$$e^*(t) = \bar{y}(t) - y(t|t-1) \quad (21)$$

공정의 인식알고리즘은 다음과 같다.

$$\phi(t) = \phi(t-1) + \zeta(t-1)X(t-1)e^*(t) \quad (22)$$

$$\zeta(t-1) = \begin{cases} \frac{2\delta(t)[\phi(t)-1]}{\phi(t) \| X(t-1) \|^2 + \theta(t)} & \phi(t) > 1 \\ 0 & \phi(t) \leq 1 \end{cases} \quad (23)$$

단, $\phi(t) = | e^*(t) | / 2D, 0 < \theta(t) < R_1 < \infty$

이상과 같은 인식알고리즘을 이용하여 앞서 유도한 예측제어의 모델 파라메타를 수정하는 방법으로 쌍일차 공정의 적응 예측제어를 수행한다.

4. 수치 모사 결과

Non-Adaptive Case 설정치가 계단파형으로 주기적으로 변화하고 공정 파라메타의 각 구간별 변화와 모델과 공정을 구성하는 다항식의 차수와 시간지연의 상한이 다음과 같다.

$$\phi_0(0:80) = [-0.6, -0.3, 0.3, 0.2, 0, 0, 0.8, 0.5, 0]^T$$

$$\phi_0(81:160) = [-0.6, -0.3, 0, 0, 0.3, 0.2, 0, 0.8, 0.5]^T$$

$$\phi_0(161:240) = [-0.7, -0.21, 0.25, 0.12, 0, 0, 0.91, 0.4, 0]^T$$

$$\phi_0(241:320) = [-0.94, 0, 0.23, 0, 0, 0, 0.88, 0, 0]^T$$

$$\phi_0(321:400) = [-0.6, -0.3, 0.3, 0.2, 0, 0, 0.5, 0.8, 0]^T$$

$$n_a=2, n_b=2, n=2, m=1$$

이와 같이 공정 동특성의 변화가 심한 경우에 대하여

출력예측구간 P 와 제어입력에 대한 가중치인 β_k 의 변화에 따른 단순 예측제어에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 공정에 대한 쌍일차모델의 파라미터 ϕ 는 다음과 같이 제 1 구간의 공정과 완전히 일치하는 경우로 하여 공정에 대한 제어를 시작한다.

$$\phi = [-0.6, -0.3, .3, .2, 0, 0, 0.8, 0.5, 0]^T$$

또한 각각의 구간마다 공정의 출력치에는 균일한 크기의 교란과 백색 노이즈 성분이 포함된다.

Fig.1, Fig. 2, Fig.3 그리고 Fig. 4는 각각 입력에 대한 가중치가 0 인 경우 출력 예측구간인 P 를 1, 5, 6, 8 로 변화시킨 결과이다. 모델과 공정이 완벽하게 일치되는 제 1 구간에서는 예측구간의 크기에 따라 좀더 완만한 제어입력이 가해짐을 알 수 있다. 그러나 공정의 시간지연의 변화가 일어나는 제 2 구간에서는 공정의 출력 예측구간의 확장이 제어성능에 미치는 영향이 매우 큼을 알 수 있다. 제 3 구간에서와같이 모델과 계수의 차이만을 보이는 공정의 경우에는 P 가 증가됨에 따라 제어입력이 점차적으로 완만해진다. 공정차수가 변화되는 제 4 구간의 공정에 대한 제어결과 역시 P의 증가에 따라 점차적으로 제어입력 변화가 완만해진다. 공정이 불안정한 역(unstable inverse)을 지닌 제 5 구간의 경우에는 예측구간 P의 확장이 필수적임을 알 수 있다.

Fig. 5, Fig. 6, Fig. 7 및 Fig. 8 은 동일한 조건의 공정을 입력에 대한 비용함수의 가중치 β_k 를 1로 한 경우의 결과이다. 전체적인 경향은 앞서 설명한 β_k 가 0 인 경우와 유사하다. 여기서 Fig. 1 과 Fig. 5의 경우를 비교해보면 제 5 구간의 공정에 대한 제어결과와 차이를 발견할 수 있다. 동일 조건하에서 입력가중치의 증가는 제어입력의 변화의 폭을 축소시키는 작용을 한다. 따라서 제 5 구간의 공정과 같이 불안정한 공정에 가해지는 입력의 폭이 축소되는 것이 바람직하다. 입력의 변화의 폭을 축소시키는 β_k 의 영향이 Fig. 3 과 Fig. 7 그리고 Fig. 4 와 Fig. 8의 경우 큰차이를 보이지 않는 이유는 미래제어입력에 대한 제어지정인 N_u 가 1 이기 때문이다. 이상과 같은 단순 예측제어의 결과로부터 공정의 동특성이 시간에 따라 변화되는 쌍일차공정에 대하여 제시된 제어방법은 공정의 모델이 비복 불완전하다고 할지라도 공정의 변화에 따라 새로운 튜닝을 필요로하지 않는 제어를 구현할 수 있음을 알 수 있다.

Adaptive Case 제시된 파라미터 인식방법과 단순 예측제어방법을 병행하여 공정의 동특성의 변화가 좀더 심한 공정에 대하여 적응 예측제어방법을 적용한다.

$$\phi_0(0:80) = [-0.6, -0.3, 0.3, 0.2, 0, 0, 0, 0, 0.8, 0.5, 0, 0]^T$$

$$\phi_0(81:160) = [-0.6, -0.3, 0, 0, 0, 0, 0.3, 0.2, 0, 0, 0.8, 0.5]^T$$

$$\phi_0(161:240) = [-0.7, -0.21, 0, 0, 0, 0, 0.25, 0.12, 0, 0, 0.91, 0.4]^T$$

$$\phi_0(241:320) = [-0.94, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.23, 0, 0, 0, 0.88, 0]^T$$

$$\phi_0(321:400) = [-0.6, -0.3, 0, 0, 0.3, 0.2, 0, 0, 0, 0.8, 0.5, 0]^T$$

$$n_a=2, n_b=3, n=2, m=2$$

공정의 변화와 모델과 공정을 구성하는 다항식의 차수와 시간지연의 상한이 위와 같은 경우 Fig. 9, Fig. 10, Fig. 11 및 Fig. 12 는 입력가중치가 0 인 경우의 적응 예측제어의 결과이다. 공정모델의 초기 파라미터를 제 1 구간의 공정계수들로 하여 이로부터 공정의 변화하는 동특성에 대처하는 제어성능을 확인한다. 모델의 초기값을 다음과 같게 하였다.

$$\phi(0) = [-0.6, -0.3, 0.3, 0.2, 0, 0, 0, 0, 0.8, 0.5, 0, 0]^T$$

Fig. 13, Fig. 14, Fig. 15, 및 Fig. 16 은 제어입력의 가중치가 1인 경우를 나타낸다. Fig.9 와 Fig. 14 는 출력 예측구간인 P 가 3 인 경우 각각 제어입력의 가중치가 0 과 1 인 경우로 Fig. 9 의 경우에는 제 2 구간에서의 시간지연의 변화를 제어입력의 급격한 변화로 즉시 인식할 수 있었으나 제 4 구간과 제 5 구간에서는 급격한 입력의 변화가 파라미터의 인식에 충분치 이용되지 못함으로 공정의 불안정성을 증가시키는 요인으로 작용되었다. 한편으로 Fig. 14의 경우 입력가중치의 영향으로 시간지연의 변화를 인식하는데에는 성공적이지 않았지만 시간지연의 변화가 중단된 제 4 구간과 제 5 구간에서는 만족할 만한 제어결과를 보이고 있다. 이상과 같이 쌍일차 공정의 적응예측제어는 단순 예측제어와 비교해서 좀더 급격한 동특성의 변화가 존재하는 공정의 경우에도 만족할 만한 제어결과를 보인다.

5. 결 론

쌍일차공정에 대한 단순 예측제어와 적응 예측제어방법을 유도하였다. 쌍일차공정을 쌍일차 CARIMA 모델로 표현하고 이로부터 임의의 미래 구간내의 출력에 대한 최적예측자를 모델의 특성에 기준한 가정을 근거로 계산하였다. 모델의 차분연산자의 작용에 의하여 일정기간내에 설정치와 출력간의 편차가 제거되고 비용함수내에서의 미래출력에 대한 기대치가 설정치임을 감안하는 경우, 쌍일차모델의 미래출력에 대한 최적예측자에 포함된 쌍일차항의 미래출력 성분을 공정의 설정치와 동일하게 가정하였다.

제시된 제어방법은 이동구간 제어기로 선형 일반형 예측제어기를 포함하고 있다. 임의의 구간으로 출력의 예측항을 확장시킬 수 있기 때문에 사전정보가 부족한 공정에 대한 적용 가능성이 높다. 또한 기존의 적응 예측제어기의 과다하고 급격한 제어입력의 변화를 축소시킴으로써 확장공정과 같은 제어조작부의 제약이 심한 공정에 대한 적응 제어기법의 적용가능성을 제시한다.

단순 예측제어와 적응 예측제어에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다. 비최소 위상을 갖는 공정의 경우 입력가중치가 제어의 안정성에 미치는 영향이 크다. 입력가중치가 작은 경우, 특히 적응 예측제어의 경우에는 과다한 제어입력으로 인식된 모델 파라미터의 정확도의 증가와 병행하여 공정의 안정성이 저하되는 현상이 발생될 수 있다. 이와 반대의 경우에는 입력가중치의 증가가 모델인식을 저해하는 요소로 작용될 수 있음을 알 수 있다. 출력 예측구간의 확장은 전반적인 제어의 안정성을 증가시킨다. 그러나 계산량의 증가와 도입된 가정의 영향으로 인해 출력 예측의 오차가 증가될 가능성이 있으므로 예측구간의 확장에는 신중을 기해야한다.

6. 참고 문헌

- [1] Espana, M., and I.D. Landau, Reduced order bilinear models for distillation columns. Automatica, 14, 345-355, 1978
- [2] Cebuhar, W.A., and V. Costanza, Nonlinear control of CSTR's. Chemical Engineering Science, 39, 1715-1722, 1984
- [3] Clarke, D.W., C. Mohtadi, and P. S. Tuffs, Generalized Predictive Control-Part I. The Basic Algorithm. Automatica, 23, 2, 137-148, 1987
- [4] Clarke, D.W., Mohtadi, C. and Tuffs, P.S., Generalized Predictive Control-Part II. Extensions and Interpretations. Automatica, 23, 2, 149-160, 1987
- [5] Yeo, Y.K., Adaptive and Non-adaptive Bilinear Model Predictive Control, Ph.D. Dissertation, Auburn University, Auburn, AL, 1986

Time Varying Plant : Non-Adaptive
 $d(t)=0.2+0.05r(t)$

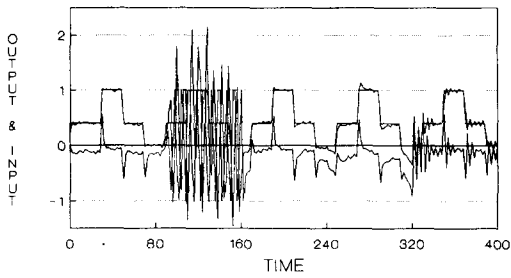


Fig. 1 Plant Output and Control Input
 (P=1, Nu=1, gamma=1, beta=0)

Time Varying Plant : Non-Adaptive
 $d(t)=0.2+0.05r(t)$

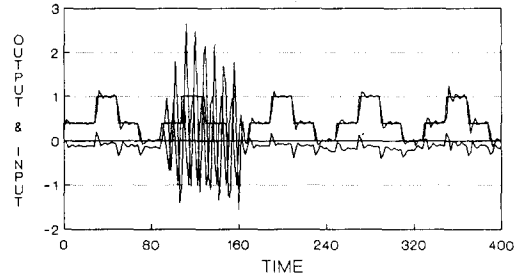


Fig. 5 Plant Output and Control Input
 (P=1, Nu=1, gamma=1, beta=1)

Time Varying Plant : Non-Adaptive
 $d(t)=0.2+0.05r(t)$

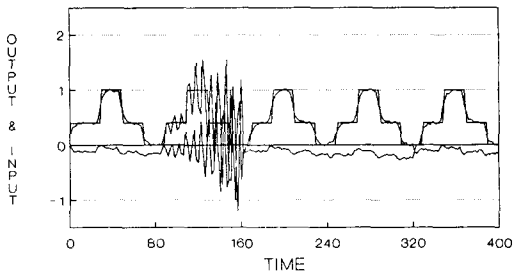


Fig. 2 Plant Output and Control Input
 (P=5, Nu=1, gamma=1, beta=0)

Time Varying Plant : Non-Adaptive
 $d(t)=0.2+0.05r(t)$

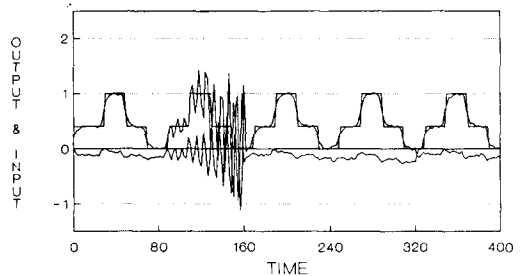


Fig. 6 Plant Output and Control Input
 (P=5, Nu=1, gamma=1, beta=1)

Time Varying Plant : Non-Adaptive
 $d(t)=0.2+0.05r(t)$

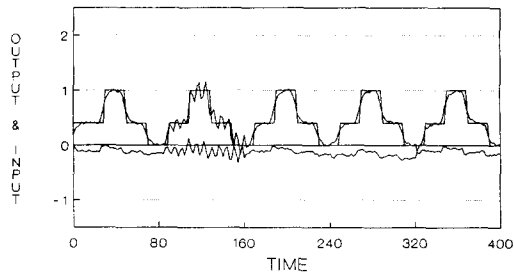


Fig. 3 Plant Output and Control Input
 (P=6, Nu=1, gamma=1, beta=0)

Time Varying Plant : Non-Adaptive
 $d(t)=0.2+0.05r(t)$

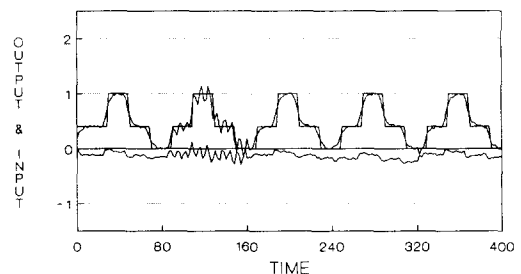


Fig. 7 Plant Output and Control Input
 (P=6, Nu=1, gamma=1, beta=1)

Time Varying Plant : Non-Adaptive
 $d(t)=0.2+0.05r(t)$

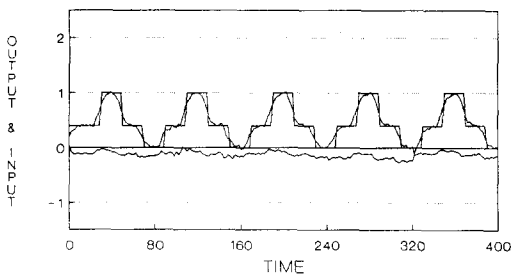


Fig. 4 Plant Output and Control Input
 (P=8, Nu=1, gamma=1, beta=0)

Time Varying Plant : Non-Adaptive
 $d(t)=0.2+0.05r(t)$

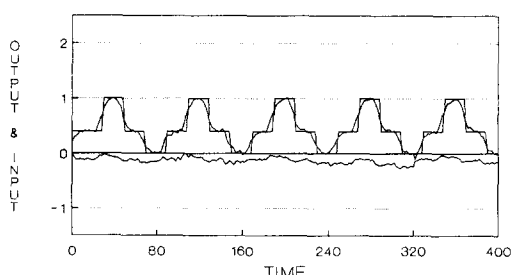


Fig. 8 Plant Output and Control Input
 (P=8, Nu=1, gamma=1, beta=1)

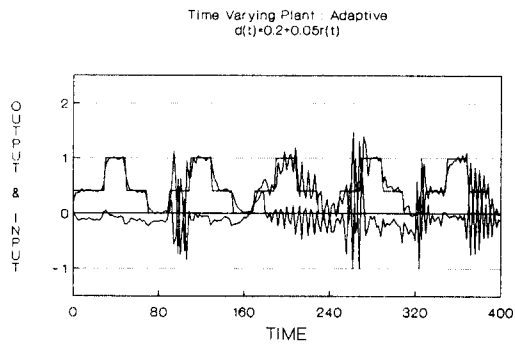


Fig. 9 Plant Output and Control Input
 (P=3, Nu=1, gamma=1, beta=0)

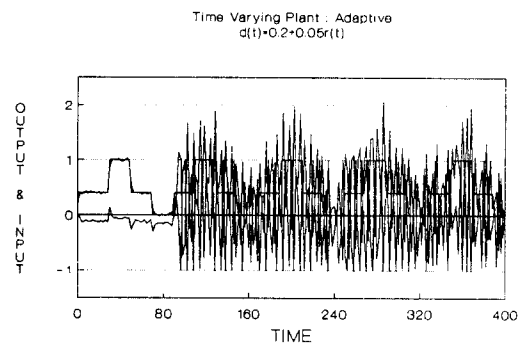


Fig. 13 Plant Output and Control Input
 (P=2, Nu=1, gamma=1, beta=1)

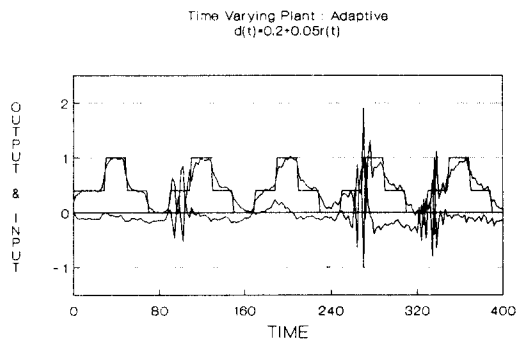


Fig. 10 Plant Output and Control Input
 (P=5, Nu=1, gamma=1, beta=0)

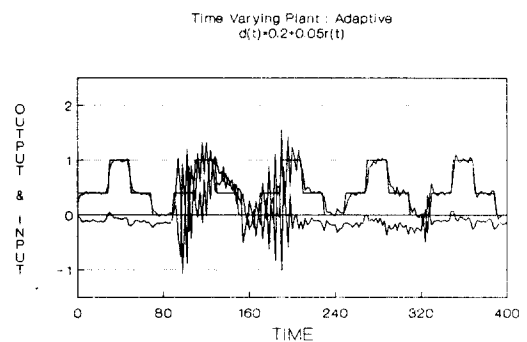


Fig. 14 Plant Output and Control Input
 (P=3, Nu=1, gamma=1, beta=1)

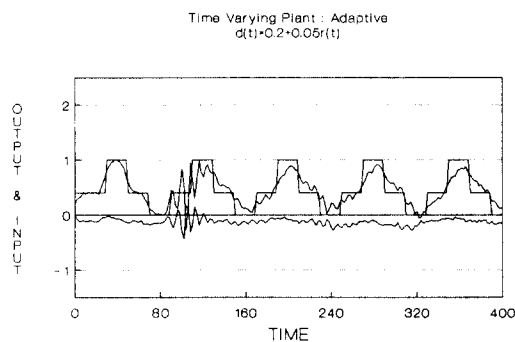


Fig. 11 Plant Output and Control Input
 (P=8, Nu=1, gamma=1, beta=0)

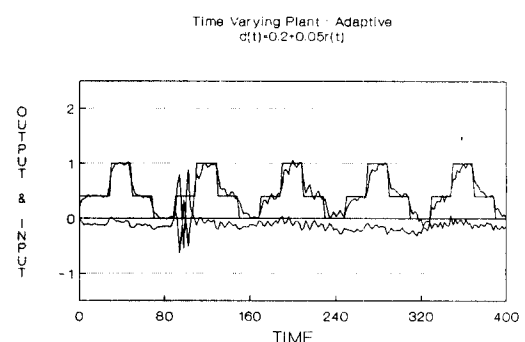


Fig. 15 Plant Output and Control Input
 (P=4, Nu=1, gamma=1, beta=1)

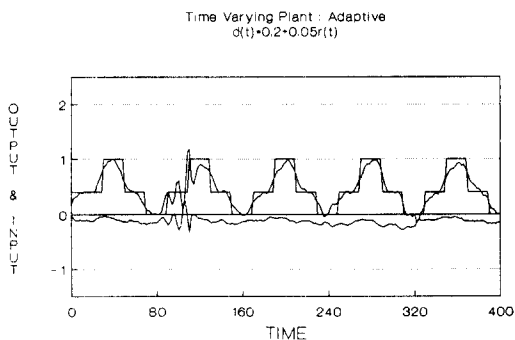


Fig. 12 Plant Output and Control Input
 (P=10, Nu=1, gamma=1, beta=0)

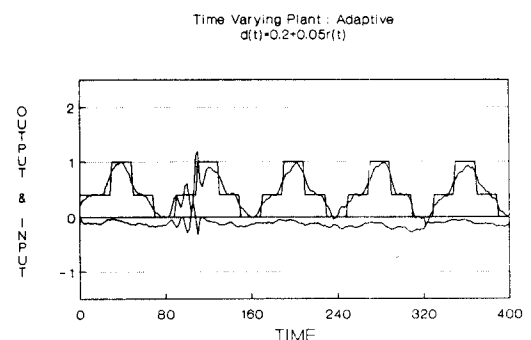


Fig. 16 Plant Output and Control Input
 (P=10, Nu=1, gamma=1, beta=1)