

모델예측제어 기법을 이용한 제지공정에서의 지종교체 제어

김도훈*1, 여영구*1, 박시한*2, 강홍*3

(2003년 7월 14일 접수; 2003년 10월 15일 채택)

Control of Grade Change Operations in Paper Plants Using Model Predictive Control Method

Do-Hoon Kim, Yeong-Koo Yeo, Si-Han Park, Hong Kang

(Received on July 14, 2003; Accepted on October 15, 2003)

ABSTRACT

In this work an integrated model for paper plants combining wet-end and dry section is developed and a model predictive control scheme based on the plant model is proposed. Closed-loop process identification method is employed to produce a state-space model. Thick stock, filler flow, machine speed and steam pressure are selected as input variables and basis weight, ash content and moisture content are considered as output variables. The desired output trajectory is constructed in the form of 1st-order dynamics. Results of simulations for control of grade change operations are compared with plant operation data collected during the grade change operations under the same conditions as in simulations. From the comparison, we can see that the proposed model predictive control scheme reduces the grade change time and achieves stable steady-state.

Keywords : *Model predictive control, Grade change, Closed-loop identification, Dynamic matrix, State-space model*

1. 서론

제지공정에서 지종교체는 제지 생산품의 다양성과 소비자의 요구를 적절히 충족시켜 주기 위한 필수적인 생산 요소 중의 하나이다. 현재까지 제지공정의 지종교체 제어는 숙련된 기술자에 의한 수동 운전과 반자

동 방식으로 이루어져 오고 있다. 그러나 다양한 상황에 적절한 지종교체 제어방법의 결핍으로 지종교체 시간이 길어지고 비효율적 운전으로 인한 생산성 저하 및 생산비용이 증가되는 문제점 등이 야기되고 있다.

이러한 여러 가지 문제점으로 인하여 제지공정 자동 지종교체 시스템의 필요성이 오래 전부터 대두되고 있

*1 Department of Chemical Engineering, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea

*2 Shinmoorim paper MFG. Co., Ltd., Gyeongnam 660-722, Korea

*3 J. J. Engineering, Seoul 143-200, Korea

*1 Correspondence concerning this article should be addressed to Y. K. Yeo [Email address: ykyeo@hanyang.ac.kr]

다. 그러나 제지공정의 제어는 입력변수들 사이의 상호 작용 뿐만 아니라 basis weight와 ash content 및 moisture content를 동시에 고려하여야 하기 때문에 지절을 방지하면서 단시간 내에 지중을 교체하는 작업에는 많은 어려움이 따르고 있다.

1990년대부터 제지공정에 예측제어 방법을 적용하는 기법에 대한 연구가 이루어져 오고 있다. Piipponen과 Ritala³⁾는 PI 제어기에 Smith predictor를 추가하여 wet-end 부분의 stock과 filler의 양, retention을 조절한 basis weight 및 ash content의 제어문제를 연구하였다. 하지만 이 연구는 전체 시스템 제어에서 있어 dry-end 부분을 따로 제어해야 하고 주요한 output 변수인 moisture content의 제어를 다루지 않았다는 단점을 가지고 있다. Makonen, Rantanen²⁾은 retention을 이용한 세 가지 제어기법 (PI+Smith predictor, IMC, GPC)에 대한 성능을 서로 비교하였다. 아울러 Bozin과 Austin³⁾은 DMC를 이용하여 basis weight와 ash content의 제어 성능을 평가하였다. 이들 두 연구에서는 두 개의 output을 동시에 제어하지 않고 개별적으로 set-point에 step 변화를 주어 제어를 수행하였는데, 실제 공정에서는 moisture content까지 포함한 3개의 output을 동시에 제어하므로 현실성이 떨어진다. 또한 Fu와 Dumont⁴⁾는 2-input(stock flow, filler flow)과 2-output(dry-weight, ash weight)의 black box 모델에 GPC(General Predictive Control)를 이용한 제어를 다루었는데 이들 역시 전체 시스템 제어와 moisture content의 제어에 대해서는 다루지 않고 있다.

Kuusisto와 Kosonen⁵⁾은 3-input(thick stock, filler flow, steam pressure)과 3-output(basis weight, ash content, moisture content)의 변수를 설정하여 모델예측제어에 대한 연구를 수행 하였다. 그러나 speed의 변화를 고려하지 않은 제어이기 때문에 실제 공정에서의 적용은 어렵다고 할 수 있다.

본 연구에서는 실제 공정에 적용할 수 있도록 4-input(thick stock, filler flow, speed, steam pressure)과 3-output(basis weight, ash content, moisture content) 시스템에 대하여 폐회로 공정 인식기법을 이용하여 전체 지중교체 공정의 모델을 구한 후 이를 토대로 적용하여 지중교체 공정의 제어 운전을 모사하고 그 결과를 동일한 운전 조건에서 얻은 운전 데이터와 비교 분석하였다.

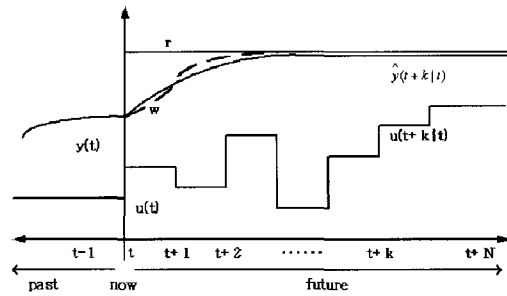


Fig. 1. 모델예측제어의 개념

2. 모델예측제어방법

모델예측제어는 공정의 다양성에 대하여 모델을 구한 후 공정 변화를 예측하고 이 모델을 기반으로 제어하는 기법이다. 이미 다양한 화학공정의 제어에서 실용성이 검증된 제어기법 중의 하나이다.

Fig. 1은 모델예측제어의 원리를 보인 것이다. 공정 모델을 이용하여 매순간 k에서 N(prediction horizon)에 대한 미래의 output을 예측한다. 예측된 output (k=1, 2, 3, ..., N)는 현재시간 t까지의 측정된 output data 및 적용된 input과 미래의 input u(t+k|t) (k=0, 1, 2, ..., N-1)에 따라 좌우된다.

예측된 output이 미리 설정된 경로 w(t+k) (reference trajectory)를 따라가도록 하기 위하여 미리 정해진 목적 함수를 최소화 함으로써 미래에 적용될 input 값들을 계산한다. 목적함수는 통상 예측된 output과 w(t+k) 차이의 quadratic 함수의 형태를 갖는다.

2.1 공정 출력의 예측

먼저 모델에 step을 변화를 도입하여 공정의 응답을 구한다.

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) \quad [1]$$

Horizon에 따른 예측된 output은 다음의 식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+k|t) &= \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k|t) \\ &= \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k|t) \end{aligned} \quad [2]$$

외란(disturbances)이 일정하다고 가정하면

$$\hat{n}(t+k|t) = \hat{n}(t|t) = y_m(t) - \hat{y}(t|t) \quad [3]$$

이를 식[2]에 적용하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+k|t) &= \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) \\ &+ [y_m(t) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i)] \\ &= \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + f(t+k) \end{aligned} \quad [4]$$

위에서 는 시스템의 free response로서 미래의 제어작용과는 무관하다.

$$f(t+k) = y_m(t) + \sum_{i=1}^{\infty} (g_{k+i} - g_i) \Delta u(t-i) \quad [5]$$

공정이 set-point에 접근할수록 안정적으로 수렴하여 N sampling time 후에 일정한 응답 경향을 나타낸다면 (i>N)이 되고 free response는 다음의 식으로 계산된다.

$$f(t+k) = y_m(t) + \sum_{i=1}^N (g_{k+i} - g_i) \Delta u(t-i) \quad [6]$$

예측 범위(k = 1, 2, ..., p 일 때)에 따른 output을 계산하기 위해 m 제어작용을 가정하면

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+1|t) &= g_1 \Delta u(t) + f(t+1) \\ \hat{y}(t+2|t) &= g_2 \Delta u(t) + g_1 \Delta u(t+1) + f(t+2) \\ &\quad \mathbf{M} \\ \hat{y}(t+p|t) &= \sum_{i=p-m+1}^p g_i \Delta u(t+p-i) + f(t+p) \end{aligned} \quad [7]$$

Dynamic matrix G는 다음과 같이 정의된다.

$$G = \begin{pmatrix} g_1 & 0 & K & 0 \\ g_2 & g_1 & K & 0 \\ M & M & O & M \\ g_m & g_{m-1} & K & g_1 \\ M & M & O & M \\ g_p & g_{p-1} & \Lambda & g_{p-m+1} \end{pmatrix} \quad [8]$$

이를 이용하면 식[7]은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{\underline{y}} = G \underline{u} + \underline{f} \quad [9]$$

위에서

$$\underline{u} = [\Delta u(t) \quad \Delta u(t+1) \quad \Lambda \quad \Delta u(t+m-1)]^T \quad [10]$$

$$\hat{\underline{y}} = [\hat{y}(t+1|t) \quad \hat{y}(t+2|t) \quad \Lambda \quad \hat{y}(t+p|t)]^T \quad [11]$$

이다.

2.2 제어 알고리즘

예측되는 output과 trajectory와의 오차가 최소화 되기 위해 다음의 이차 목적 함수가 최소값을 가지게 한다.

$$J = \sum_{j=1}^p [\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^m \lambda [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad [12]$$

$$= e^T e + \lambda u^T u \quad [13]$$

e : 예측 범위에 따른 미래 오차의 벡터

u : 미래의 제어 증가분으로 구성된 벡터

위의 J의 1차 미분을 0으로 두면

$$\underline{u} = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (w - f) \quad [14]$$

이 되고 공정에는 의 첫 번째 원소 만이 적용된다. 다변수 공정의 경우 예측되는 output은

$$\begin{aligned} \hat{\underline{y}} &= [y_1(t+1|t), \Lambda, y_1(t+p_1|t), \Lambda, y_{ny} \\ &\quad (t+1|t), \Lambda, y_{ny}(t+p_{ny}|t)]^T \end{aligned} \quad [15]$$

미래 제어의 신호는

$$\begin{aligned} \Delta u &= [\Delta u_1(t), \Lambda, \Delta u_1(t+m_1-1), \\ &\quad \Lambda, \Delta u_{nu}(t), \Lambda, \Delta u_{nu}(t+m_{nu}-1)]^T \end{aligned} \quad [16]$$

한편 free response는 다음의 식으로 정의된다.

$$\begin{aligned} \underline{f} &= [f_1(t+1|t), \Lambda, f_1(t+p_1|t), \\ &\quad \Lambda, f_{ny}(t+1|t), \Lambda, f_{ny}(t+p_{ny}|t)]^T \end{aligned} \quad [17]$$

Output 에서의 free response는 의 과거값과 모든 제어신호의 과거값에 의존하여 계산된다. 다변수 공정에 대한 dynamic matrix G를 다음과 같이 정의한다.

$$G = \begin{pmatrix} G_{11} & G_{12} & K & G_{1nu} \\ G_{21} & G_{22} & K & G_{2nu} \\ M & M & O & M \\ G_{ny1} & G_{ny2} & K & G_{nyu} \end{pmatrix} \quad [18]$$

각각의 G_{ij} 는 j 에서의 input에 상응하는 i 의 step 응답의 계수를 포함한다.

2.3 제어 전략

본 연구에서는 다음과 같은 제어 전략으로 제지공정 지중교체 제어 모사를 수행하였다.

- Input 변수 4개와 output 변수 3개를 설정한 후 폐회로 공정 인식기법을 이용하여 상태함수 공정 모델을 구한다.

- Sampling time을 적절히 정하고(여기서는 30 초) 공정 상황에 적절한 prediction horizon, control horizon, input weighting factor를 설정한다.

- 3개의 output에 대한 각각의 output trajectory는 예측되는 output과의 오차를 줄이기 위해 1차 전달함수 형태의 다음과 같은 식으로 설정하였다.

$$Basis\ Weight = \frac{K_{sw}}{s+1} \quad [19]$$

$$Ash\ Content = \frac{K_{ASH}}{1.5s+1} \quad [20]$$

$$Moisture\ content = \frac{K_{Moisture\ content}}{5s+1} \quad [21]$$

K_{sw} : basis weight의 gain

K_{ASH} : ash content의 gain

$K_{Moisture\ content}$: moisture content의 gain

- 매 sampling time마다 그 시간에 해당되는 trajectory가 입력되게 설정 하였다.

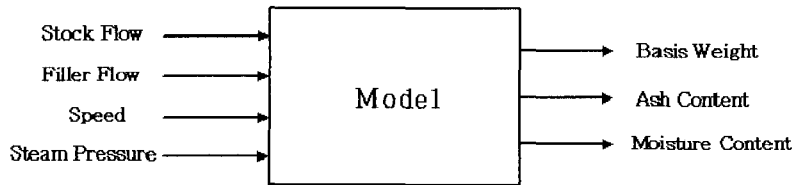


Fig. 2. Input 및 output 변수의 설정.

3. 폐회로 공정 인식에 의한 지중 교체 모델

공정을 제어하기 위해서는 대상 공정을 미리 정확히 파악하고 있어야 정밀하고 효율적인 제어를 할 수 있다. 이런 대상 공정의 모델을 추정하는 방법을 공정 인식이라 한다. 공정 인식을 하기 위해서는 대상공정에 step, pulse, PRBS(Pseudo-Random Binary Signal) 등과 같은 신호를 공정에 입력하고 이들 신호에 의해 변화된 공정 출력을 측정하여야 한다. 이렇게 얻은 공정의 입력 및 출력 데이터를 사용하여 미리 사용자가 정의한 모델의 매개변수를 최소 자승법(least-square, LS) 등으로 계산하여 추정된 공정 모델을 규명할 수 있다.

폐회로 공정 인식 방법의 하나인 subspace identification의 목적은 측정된 공정 입력과 출력을 이용하여 다음과 같은 state space system의 system matrix들과 state(system order)의 수를 계산하는 것이다.

$$x(t+1) = Ax(t) + Bu(t) + Ke(t) \quad [22]$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) + e(t) \quad [23]$$

Subspace identification는 일반적으로 다음의 두 단계를 따른다.

- 1) 측정된 공정입력과 출력으로부터 state($x(k)$ $k=0, 1, 2, \dots, j-1$)를 계산.

- 2) 계산된 state로부터 system matrix (A, B, C, D, K)를 계산:

- i) LS method를 이용하여 아래의 식으로부터 A, B, C, D 와 residual $\rho_1 = K[e(0) e(1) \wedge e(j-2)]$ 와 $\rho_2 = [e(0) e(1) \wedge e(j-2)]$ 를 계산.

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Ke(k) \\ e(k) \end{bmatrix} \quad [24]$$

- ii) residual로부터 를 계산.

$$K = \rho_1 \rho_2^T [\rho_2 \rho_2^T]^{-1} \quad [25]$$

미래공정의 출력은 미래공정의 입력 noise가 0일 때 계산할 아래의 식에 의해 주어진다.

$$y(k+i) = \sum_{m=1}^{na} CA^i H_m^y y(k-m) + \sum_{m=1}^{nb} CA^i H_m^u u(k-m) + \sum_{m=1}^i CA^{i-m} Bu(k+m-1) + Du(k+i) + \sum_{m=1}^i CA^{i-m} Ke(k+m-1) + e(k+i), \quad i=0,1,2,\Lambda, i-1 \quad [26]$$

저의 대부분의 공정들은 공정출력과 공정입력 사이에 적어도 1 sampling time 이상의 시간지연이 있기 때문에 일반적인 공정들에서 이라고 가정할 수 있다. 그래서 위의 식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$y(k+i) = \sum_{m=1}^{na} CA^i H_m^y y(k-m) + \sum_{m=1}^{nb} CA^i H_m^u u(k-m) + \sum_{m=1}^i CA^{i-m} Bu(k+m-1) + \sum_{m=1}^i CA^{i-m} Ke(k+m-1) + e(k+i), \quad i=0,1,2,\Lambda, i-1 \quad [27]$$

위의 식에 대해 인 경우에 대해서만 생각하면 아래와 같다.

$$y(k) = \sum_{m=1}^{na} CH_m^y y(k-m) + \sum_{m=1}^{nb} CH_m^u u(k-m) + e(k) \quad [28]$$

위의 식은 실질적으로 high order ARX model이라 할 수 있다.

$$\hat{y}(k) = \sum_{m=1}^{na} P_y y(k-m) + \sum_{m=1}^{nb} P_u u(k-m) \quad [29]$$

일반적인 feedback controller에 의한 공정입력 $u(k-1)$ 은 과거 공정출력 $y(k-m)$, $m=1, 2, 3, \Lambda$ 의 함수이며 따라서 위의 식의 공정입력 $u(k-m)$, $m=1, 2, 3, \Lambda$, nb 은 와 uncorrelated되어 있다는 것을 알 수 있다.

결과적으로 식[28]에 ARX model에 대한 LS method를 적용 한다면, CH^y , CH^u 에 대한 unbiased 된 P_y , P_u 를 계산할 수 있다.

위의 식으로부터 아래 식의 $\hat{y}(k/k)$ 를 구할 수 있고, 공정입력 $u(k)$ 를 0이라 하고 ($u(k)=0$)를 $k+2$ 로 놓으면 위의 식으로부터 아래 식의 $\hat{y}(k+1/k)$ 를 구할 수 있다. $u(k)=u(k+1)=0$ 이라 하고 ($u(k)=0$) k 를 $k+2$ 로 놓

으면 위의 식으로부터 아래 식의 $\hat{y}(k+2/k)$ 를 구할 수 있다. 이와 같이 하여 아래 식의 좌변의 첫 번째 column의 모든 행렬 요소를 계산할 수 있고, 현재시간 index $k+1$ 에서 앞의 방법으로 반복하여 계산하면 모든 행렬 요소를 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} y(k|k) & y(k+1|k+1) & \Lambda & \hat{y}(k+j-1|k+j-1) \\ y(k+1|k) & y(k+2|k+1) & \Lambda & \hat{y}(k+j|k+j-1) \\ y(k+2|k) & y(k+3|k+1) & \Lambda & \hat{y}(k+j+1|k+j-1) \\ M & M & O & M \\ y(k+i-1|k) & y(k+i|k+1) & \Lambda & \hat{y}(k+i+j-2|k+j-1) \end{bmatrix} = [U_1 \ U_2] \begin{bmatrix} \Sigma_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{bmatrix} = U_i \Sigma_i V_i^T \quad [30]$$

식 [22]로부터 얻은 상태 모델과 아래의 식으로부터 구한 전달함수는 서로 변환이 가능하다. 아래의 식의 전달함수는 [22]식의 상태 공간으로부터 쉽게 구해진다.

$$Gp : \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & G_{13} & G_{14} \\ G_{21} & G_{22} & G_{23} & G_{24} \\ G_{31} & G_{32} & G_{33} & G_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ U_3 \\ U_4 \end{bmatrix} \quad [31]$$

펄프 공정 인식으로부터 A, B, C, D의 matrix를 구할 수 있다. 이들은 부록에 보인 바와 같다.

4. 결과 및 고찰

대상 제지공장에서 연속해서 6번의 지중교체가 이루어지는 경우와 한 번의 지중교체가 이루어지는 3가지 경우를 비교 분석해 보았다.

지중교체시 연속공정의 basis weight 61.5 → 51.5 → 63.5 → 66.5 → 57.5 → 72 → 51(g/m²) 변화에 대한 그래프를 Fig. 3~Fig. 4에 나타내었다. 61.5 g/m² 에서 입력변수의 초기값을 운전 데이터와 일치시킨 후 모사를 수행하였다.(prediction horizon : 50, control horizon:5, input weighting factor[2 4 7 3])

Fig. 3에서 stock flow의 경우 모사 결과는 운전 데이터와 같은 경향을 나타내고 있다. 반면 지중교체 후에는 다른 정상상태를 나타내는데 이는 모델예측제어에 따른 최적의 입력값을 제시하는 것이라 할 수 있다. Filler flow에서는 모사 결과가 운전 데이터보다 급격하고 약간의 overshoot를 나타내고 있다. 이는

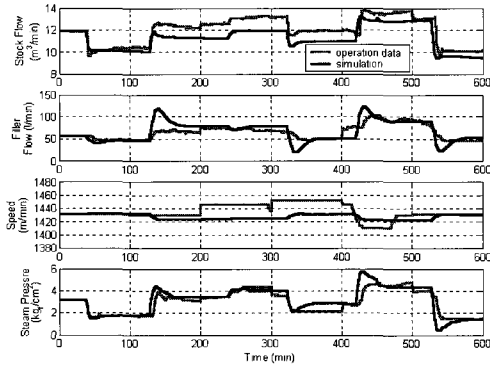


Fig. 3. 연속공정에서의 지중교체 input trend.

ash content의 변화량이 큰 것에 대한 공정 인식이 filler flow의 급격한 변화를 초래했다고 생각된다. 하지만 공정에는 큰 무리가 없는 안정적인 결과라고 할 수 있다. Speed는 운전 데이터 보다 변화의 폭이 작고 급격한 변화도 없는 입력값을 제시하고 있다. Steam pressure의 경우는 실제 운전 데이터와 경향도 같고 정상상태도 비슷한 모사 결과를 나타내고 있다.

Fig. 4에서 basis weight는 큰 진동 없이 안정적이고 신속하게 설정값에 도달함을 알 수 있다. 또한 정상상태 내에서의 변화가 미비하다는 것을 볼 수 있다. Ash content의 경우 반응 속도는 느리지만 운전 데이터와 비슷하게 설정된 값에 도달하는 것을 볼 수 있다. Moisture content의 경우 운전 데이터의 변화폭은 1.5~3.8 %로 크게 나타났지만 모사 결과는 2~2.7 % 내에서 진동 없이 변화되는 것으로 나타났다.

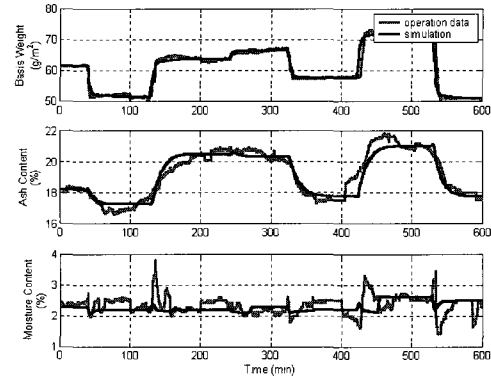


Fig. 4. 연속공정에서의 지중교체 output trend.

Fig.5~Fig.10은 지중교체가 한번 실시될 경우의 운전 데이터와 모사 결과를 비교한 그래프이다. 0이 되는 지점이 지중교체의 시점이고, 연속공정과 마찬가지로 초기 입력변수를 운전 데이터와 일치 시킨 후 제어를 수행하였다. 또한 표 1에서와 같이 각각의 지중교체의 상황에 적절한 prediction horizon, control horizon, input weighting factor을 설정 하였다.

Fig. 5와 6은 basis weight가 51.5→53.5(g/m²)로 변화할 때 운전 데이터와 비교한 그래프이다.

Fig. 5의 input trend의 경우 운전 데이터보다 안정적인 입력변수값을 제시하고 있다. 또한 운전 데이터와는 다르게 시점 0이 되는 순간부터 4개 input에서 동시의 변화를 일으키는 것을 볼 수 있다. Stock flow와 speed는 운전 데이터와 거의 비슷한 결과를 나타내고 있다. 다만 filler flow의 경우 약간의

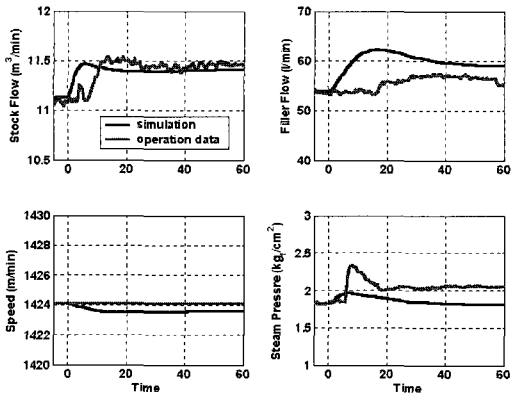


Fig. 5. 51.5 g/m² → 53.5 g/m² 지중교체시의 input trend.

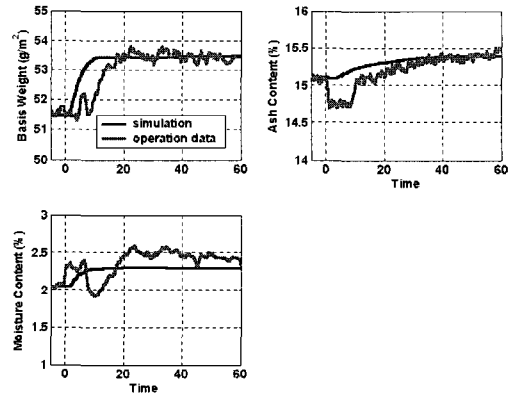


Fig. 6. 51.5 g/m² → 53.5 g/m² 지중교체시의 output trend.

Table 1. 지종별 제어 조건

	prediction horizon	control horizon	input weighting factor
51.5 g/m ² → 53.5 g/m ²	50	5	[2 5 10 3]
72 g/m ² → 51 g/m ²	75	5	[5 3 9 5]
57.5 g/m ² → 73 g/m ²	50	5	[2 3 4 5]

overshoot를 보이지만 공정에는 무리가 없을 정도의 미비한 변화량이다. 또한 지종교체 후에 operation data와 다른 정상상태를 제시하고 있는데 이는 최적화된 상태를 제시하는 것이라 할 수 있다.

Fig. 6의 output trend의 경우, 지종교체 후의 모사 결과는 운전 데이터보다 빠르고 안정적인 정상상태를 보여주고 있다. Basis weight는 5분 정도 빨리 반응을 시작하여 안정적으로 진동없이 신속하게 정상상태에 도달하는 것을 볼 수 있다. Ash content는 연속 공정과 마찬가지로 다른 출력변수보다 응답이 느리게 나타나는 것을 볼 수 있다.

Fig. 7과 8에서는 72 g/m² → 51 g/m² 으로 지종교체시 운전 데이터와 비교를 나타낸 것이다. 운전 데이터의 경우 지종교체 시간이 basis weight 기준으로 약 25분 이상 소요되고 있다. 이에 반하여 모사 결과는 15~20분 정도에서 설정 값에 도달하는 것을 볼 수 있다. 이는 운전 데이터보다 향상된 응답이라고 할 수 있다. 또한 Moisture content의 변화 범위도 상당히 작게 나타났다.

Fig. 9와 10에서는 Fig. 5와 6보다 basis weight가 높고 변화의 폭이 큰 57.5 g/m² → 73 g/m² 지종교체를 나타내고 있다. 입력변수의 speed는 운전데이

터의 경우 감소하였다가 증가한 후 정상상태에 이르는 시간이 60분 정도가 소요되지만 모사에서는 정상상태에 도달하는 시간이 15분 정도 소요되는 것을 볼 수 있다. 출력변수 역시 운전 데이터보다 빠른 지종교체가 이루어지고, 안정적인 응답이 나타나는 것을 볼 수 있다.

Fig. 6과 8, 그리고 Fig. 10에 보인 결과는 모델예측제어기법으로부터 얻은 입력변수를 실제로 도입하여 운전한 결과가 아님을 주지할 필요가 있다. 이들 그림은 모델예측제어방법으로부터 얻은 입력변수를 적용하는 경우 실제 운전에서 얻는 출력변수들보다 변수의 변환시간이 매우 단축되고 출력값의 변동이 감소하는 결과를 얻을 수 있음을 보여주고 있다. 이는 모델예측제어기법 적용의 타당성을 입증해 주는 것이라 하겠다.

5. 결론

본 연구에서는 페루프 공정 인식기법을 이용하여 state-space 모델을 구한 후 모델예측제어 기법을 이용한 지종교체 제어를 모사하였다. 모델 변수로 4-input과 3-output 설정 하였고, output trajectory

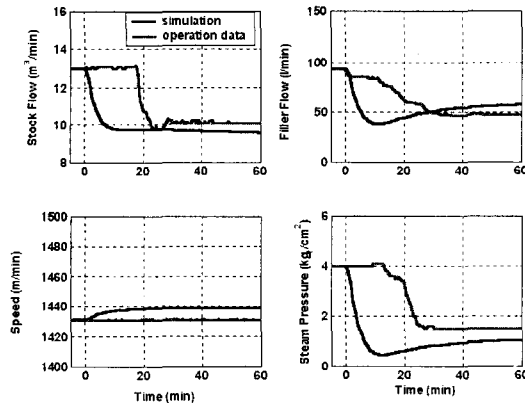


Fig. 7. 72 g/m² → 51 g/m² 지종교체시의 input trend.

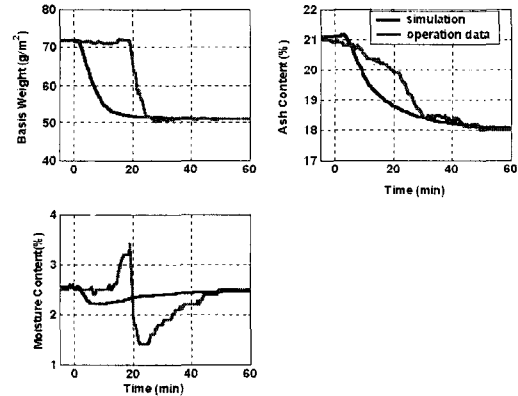


Fig. 8. 72 g/m² → 51 g/m² 지종교체시의 output trend.

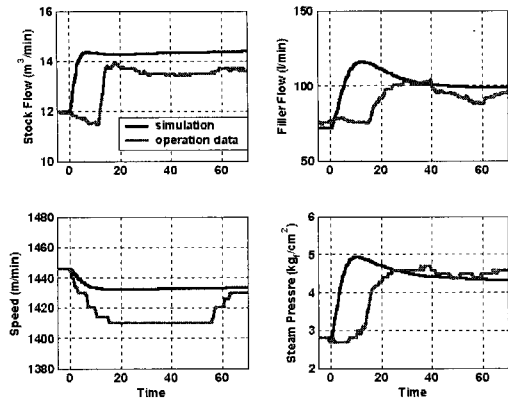


Fig. 9. 57.5 g/m² → 73 g/m² 지중교체시의 input trend.

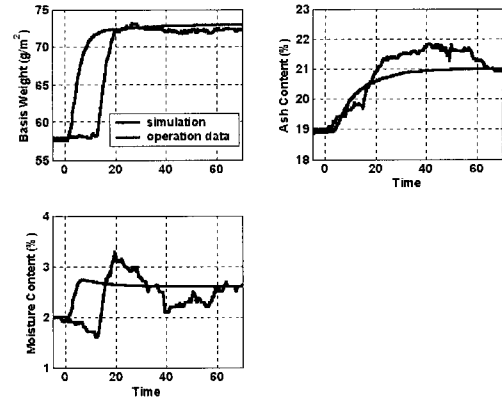


Fig. 10. 57.5 g/m² → 73 g/m² 지중교체시의 output trend.

는 1차 전달함수 형식으로 하여 적용하였다. 모사 결과와 운전 데이터를 비교하여 본 결과 지중교체 시간이 상당히 단축 되었고, output trend의 경우 변화의 폭이 작고 신속하게 안정적으로 정상상태에 도달하는

것을 확인 할 수 있었다. 지중교체 이후, input trend에서 모사 결과와 운전 데이터가 서로 다른 입력 정상상태를 나타내고 있는데, 이는 최적화된 새로운 입력값을 제시하는 것이라 할 수 있다.

부 록

A=

0.96	-0.001	-0.05	167	-1243	565	-424	215	-1134	302	94.1	653	186	-306	222
-0.01	0.99	0.04	1707	-3116	3993	583	-2394	-1021	-635	155	-79.9	733	-8.13	-176
-0.06	-0.01	0.87	-905	-1647	286	284	-394	689	186	35.1	59.8	325	78.3	-114
-1.6×10^{-6}	8.4×10^{-8}	-5.6×10^{-6}	0.88	0.1	-0.11	0.003	0.01	0.05	0.05	-0.03	0.02	-0.04	0.01	0.02
-1.1×10^{-6}	-6.5×10^{-7}	-3.5×10^{-6}	0.04	0.84	-0.09	0.06	0.01	0.01	-0.07	0.04	-0.01	0.06	0.03	0.02
3.9×10^{-6}	1.2×10^{-6}	4.6×10^{-6}	0.25	-0.10	0.56	-0.16	0.11	0.06	0.01	0.08	0.02	-0.02	0.09	0.01
2.6×10^{-6}	5.5×10^{-6}	1.4×10^{-5}	0.19	0.28	0.11	0.26	0.05	-0.09	0.1	0.12	0.06	-0.08	-0.17	0.02
-2.6×10^{-5}	-6.1×10^{-7}	-5.2×10^{-5}	-0.7	-0.16	0.24	0.04	0.22	-0.09	-0.01	-0.06	0.04	-0.16	0.1	0.12
-1.4×10^{-5}	3.9×10^{-7}	-2.8×10^{-5}	-0.78	0.61	0.35	-0.002	-0.69	0.33	0.13	-0.01	0.17	-0.18	-0.01	0.06
-3.8×10^{-6}	1.2×10^{-6}	-9.4×10^{-7}	-0.23	0.34	0.5	-0.24	-0.15	-0.21	0.67	-0.39	-0.15	0.35	0.02	0.07
5.7×10^{-7}	-4.5×10^{-6}	-5.1×10^{-6}	-0.1	-0.2	-0.05	0.6	0.02	-0.02	0.46	0.7	-0.19	0.01	0.15	-0.03
5.8×10^{-6}	-7.2×10^{-6}	5.5×10^{-6}	-0.11	-0.14	0.2	0.98	0.16	-0.01	-0.08	-0.2	0.6	0.32	0.24	-0.23
2.1×10^{-6}	2.3×10^{-6}	1.8×10^{-5}	0.14	0.06	0.74	-0.36	0.24	0.4	-0.21	0.29	0.09	0.5	-0.42	0.21
1.1×10^{-5}	-4.4×10^{-6}	2.5×10^{-5}	-0.01	0.12	0.7	0.62	0.4	0.23	0.004	-0.31	-0.45	-0.09	-0.32	-0.38
-2.4×10^{-6}	-2.2×10^{-6}	-9.4×10^{-6}	-0.07	-0.18	-0.17	0.31	-0.09	0.02	-0.22	-0.05	-0.37	0.33	0.44	0.42

$$B = \begin{pmatrix} 23.902 & -7.8237 & 4.2039 & -205.43 \\ 491.49 & 228.24 & -134.72 & -778.1 \\ -152.99 & 54.551 & 27.281 & -160.84 \\ -0.0273 & -0.0069 & 0.0047 & 0.0276 \\ 0.0067 & 0.0069 & 0.0045 & -0.0182 \\ 0.0406 & -0.0101 & 0.0148 & -0.0177 \\ 0.0388 & -0.0480 & -0.0062 & 0.0099 \\ -0.1205 & -0.0149 & 0.0072 & 0.0184 \\ -0.1503 & -0.0349 & -0.0046 & 0.1229 \\ -0.0376 & -0.0183 & -0.0174 & 0.0384 \\ -0.0216 & 0.0414 & 0.0019 & -0.0076 \\ -0.0243 & 0.0707 & -0.0109 & -0.0026 \\ 0.0448 & -0.0043 & -0.0309 & -0.0333 \\ 0.0046 & 0.0569 & -0.0339 & 0.0021 \\ -0.0164 & 0.0172 & 0.0083 & -0.0083 \end{pmatrix}$$

C=

$$\begin{pmatrix} -2.1 \times 10^{-4} & 9.7 \times 10^{-5} & -3.7 \times 10^{-4} & -0.46 & -0.31 & -0.23 & -0.14 & 0.2 & 0.05 & 0.21 & 0.05 & 0.16 & 0.07 & -0.03 & -0.02 \\ -2.3 \times 10^{-4} & 5.8 \times 10^{-4} & 2.1 \times 10^{-4} & 0.12 & 0.06 & 0.03 & -0.14 & 0.23 & -0.23 & 0.04 & -0.04 & 0.13 & -0.07 & -0.08 & 0.13 \\ 3.8 \times 10^{-5} & 1.8 \times 10^{-4} & -1.4 \times 10^{-4} & -0.5 & 0.38 & -0.52 & -0.07 & 0.34 & 0.36 & 0.12 & -0.04 & -0.004 & -0.1 & 0.04 & 0.02 \end{pmatrix}$$

$$D = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

인용문헌

1. Piipponen J. and Ritala R., Control engineering practice, 3(10):1463 (1995).
2. Makkonen A., Rantanen R., Kaukovirta A., Lieslehto J., Jussila T., Koivo H.N. and Huhtelin T., Control engineering practice, 3(10):1471(1995).
3. Bozin A.S. and Austin P.C., Control engineering practice, 3(10):1479 (1995).
4. Ye Fu and Dumont G.A, Control engineering practice, 3(10):1487 (1995).
5. Kuusisto R., Kosonen M., Shakespeare J. and Huhtelin T., Pulp & Paper Canada, 103(10):28 (2002).