

고밀도 폴리에틸렌 공정의 Melt Index 모델예측제어에 관한 연구

이은호 · 김태영 · 여영구[†]

한양대학교 화학공학과
133-791 서울시 성동구 행당동 17
(2007년 9월 27일 접수, 2008년 11월 10일 채택)

Model Predictive Control of the Melt Index in High-Density Polyethylene(HDPE) Process

Eun Ho Lee, Tae Young Kim and Yeong Koo Yeo[†]

Department of Chemical Engineering, Hanyang University, 17 Haengdang-dong, Sungdong-gu, Seoul 133-791, Korea
(Received 27 September 2007; accepted 10 November 2008)

요 약

폴리올레핀 공정의 melt index(MI or MFI)는 제품의 품질을 결정짓는 가장 중요한 제어변수이다. MI는 실시간으로 측정하는 것이 어렵기 때문에 MI를 예측하여 상관관계를 나타내고자 하는 많은 방법들이 제안되었다. 본 연구에서는 시스템 인식기법을 바탕으로 MI 예측을 위한 새로운 1차의 동적 예측모델을 고안하였다. 이 모델의 예측성능은 등급변경이 수반되는 고밀도 폴리에틸렌 공장의 실제 운전데이터에 근거한 모사로 검증하였으며 다른 예측방법들과의 비교로부터 본 연구에 의한 예측모델의 우수성을 확인하였다. 구성된 MI 동적 예측모델을 토대로 하는 모델예측제어방법의 적용을 통하여 각 단위공정별 MI를 계산하고 운전데이터와 비교하였다. 제어운전의 모사를 통하여 등급변경이 이루어지는 운전 동안의 전이시간과 불량제품 발생량이 현저한 감소를 보임을 확인하였다.

Abstract – In polyolefin processes melt index (MI) is the most important controlled variable indicating product quality. Because of the difficulty in the on-line measurement of MI, a lot of MI estimation and correlation methods have been proposed. In this work a new dynamic MI estimation scheme is developed based on system identification techniques. The empirical MI estimation equation proposed in the present study is derived from the 1st-order dynamic models. Effectiveness of the present estimation scheme was illustrated by numerical simulations based on plant operation data including grade change operations in high density polyethylene (HDPE) processes. From the comparisons with other estimation methods it was found that the proposed estimation scheme showed better performance in MI predictions. Using the model predictive control method based on the present dynamic MI estimation model, MI values are estimated and compared with those of MI setpoints. From the numerical simulation of the proposed control system, it was found that significant reduction of transition time and the amount of off-spec during grade changes were achieved.

Key words: Polyethylene, Melt Index, Dynamic Model, Grade Change, Model Predictive Control, Quality Control

1. 서 론

고밀도 폴리에틸렌 생산 공정에서 MI(Melt Index)는 생산품의 품질을 결정하는 가장 중요한 제어변수이다. MI와 같은 다양하고 엄격한 고밀도 폴리에틸렌 제품 품질의 척도에 대한 일정수준 이상의 요구를 충족시키기 위해서는 제품 생산운전시 등급변경이 진행될 때 폴리에틸렌의 특성이 균일하게 유지되어야 한다. 그러나 실제 운전에서는 다른 제품등급으로의 변경이 완결될 때까지 긴 안정시간이 소요되고 overshoot가 나타나며 불량제품이 다량 생성된다. 나아가 공장 운전시 실시간으로 MI를 측정하는 것은 매우 어렵다. 따라

서 온도, 압력, 각 반응물의 유입량과 같은 측정 가능한 주요 변수들을 이용하여 간접적으로 MI 값을 예측하는 것이 일반적이다.

지금까지 MI에 대한 예측 및 다른 변수들과의 상관관계를 나타내는 많은 모델들이 제안되어 왔다. MacAuley와 MacGregor는 각 변수들의 유량의 로그 선형결합을 기초로 하는 예측방법을 제안하였는데 이들은 측정되지 않은 외부의 변수들을 고려하여 반복적으로 보정되는 상수항을 적용하였다[1, 2]. Ohshima 등이 제안한 예측 모델에는 온도에 관한 항이 추가되어 있다[3, 4]. MacAuley와 MacGregor 모델이 선형적으로 결합된 각 변수들의 로그를 취한 형태로 구성되는 것과는 달리 Ohshima 등의 모델은 각 변수들의 로그를 취한 후 선형결합을 한 형태이다. 이 모델은 상대적으로 정상상태로 운전될 때 반응물들이 미치는 영향을 추측하기 쉬운 특징을

[†]To whom correspondence should be addressed.
E-mail: ykyeo@hanyang.ac.kr

갖는다. Oh 등[5]은 엑셀 프로그램을 바탕으로 고분자의 물성을 예측하는 방법을 제안하였는데 이 모델은 순간 MI의 예측을 위한 경험적 모델이다.

본 연구에서는 고밀도 폴리에틸렌 공정에서의 누적 MI 예측을 위한 새로운 동적 모델을 구성하였다. 누적 MI 예측모델의 유도를 위해서는 공정에 가장 큰 영향을 미치는 4가지, 또는 5가지의 변수를 찾는 것이 중요하다. 실시간으로 MI를 예측할 동적 모델을 구성하는 과정에서는 MI와 연관성이 큰 변수들부터 대입하였다. 또한 본 연구에서는 동적 MI 예측모델을 이용하여 모델예측제어시스템을 구성하고 실제 폴리에틸렌 공장(LG 석유화학)의 품질제어 운전 데이터를 적용한 수치모사를 수행하였다.

2. HDPE 제조공정

HDPE 제조공정은 대개 병렬 및 직렬 반응공정의 두 가지로 구분된다. 본 연구에서는 대상공정으로 하고 있는 LG 석유화학(LGPC) HDPE 공장의 병렬 반응 공정의 데이터를 사용하였으며 각 병렬 반응기는 각각 R-2103, R-2104로 나타내었다. 중합반응은 에틸렌 1 kg 당 1,000 kcal의 높은 반응열을 방출하는 발열반응으로서 반응 중에 생성되는 열은 이중관 열 교환기를 통한 외부순환과 반응기 외벽에 공급된 냉각수를 이용하여 제거된다. 에틸렌, 단량체, 수소, 촉매, 활성제, 핵산 등과 재순환 모액 등이 반응물로서 연속적으로 반응기 내로 투입되며 반응기의 90~95%는 슬러리 상태로 채워져 있다. 반응 압력이 높아지면 폴리에틸렌 슬러리는 반응기 내의 중합압력으로 인하여 다음 공정으로 이송되며 반응기 내의 액위는 허용범위 이내로 유지된다. 슬러리는 원심분리기에 의하여 희석제와 소량의 희석제를 포함한 케이크 상태의 제품으로 분리되는데 이후 희석제는 정제되어 공정으로 재투입되며 케이크는 유동층 건조기에서 뜨거운 질소에 의해 희석제가 완전히 제거된 후 제립공정으로 이송된다. 이송된 분말제품의 용도에 따라 적합한 첨가제를 첨가, 혼합한 후 압출기에서 용융하여 물성을 개량시키고 제립하는데 제립공정은 수증에서 이루어지며 원심분리기에서 수분을 제거하여 냉각시켜 균일화한다(Fig. 1).

3. MI 예측 모델

McAuley와 MacGregor[1, 2]은 UNOPOL 유동층 반응기에서 생산되는 저밀도 폴리에틸렌의 실시간 MI 예측 시스템을 제안하였다. 이들의 모델은 공정의 변수와 고분자 물성간의 관계를 나타

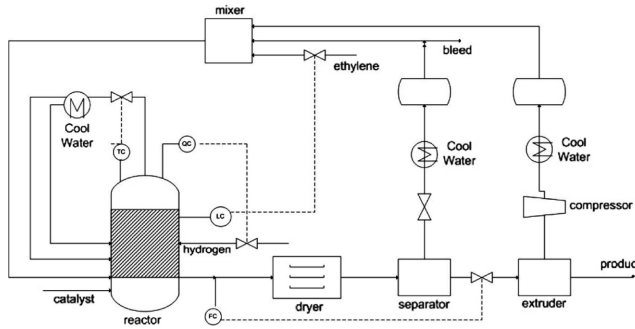


Fig. 1. A schematic of slurry polymerization process for the production of HDPE.

낸 순간 MI 모델 및 순간 MI와 반응기 내의 누적 고분자 물성간의 관계를 나타낸 누적 MI 모델로 구성된다[1]. 순간 MI 모델은 다음과 같이 주어진다.

$$\ln(MI_i) = 3.5 \ln \left\{ k_0 + k_1 \frac{[H_2]}{[C_2]} + k_2 \frac{[C_3]}{[C_2]} + k_3 \frac{[C_4]}{[C_2]} + k_4 \frac{[R]}{[C_2]} \right\} + k_5 \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_0} \right) \tag{1}$$

한편 누적 MI 모델은 다음 식으로 나타낼 수 있다:

$$\frac{d(MI_c(t)^{-0.286})}{dt} = \frac{1}{\tau(t)} MI_i(t)^{-0.286} - \frac{1}{\tau(t)} MI_c(t)^{-0.286} \tag{2}$$

Oh 등[5]은 고분자의 순간 MI를 예측하는 경험식을 제안하였는데 이들은 각 변수들의 농도대신 유입량의 비율을 사용하였다. 이들이 제안한 예측 모델식은 다음과 같다.

$$\log(MI_{inst,i}) = \alpha + a_0 \log(T)_i + a_1 \log \left(\frac{[H_2]}{[C_2]} \right)_i + a_2 FC_3 C_{2,i} + a_3 FC_4 C_{2,i} \tag{3}$$

Ohshima와 Tanigaki가 제안한 MI 예측모델은 반응시간이 반응기에서의 정체시간과 비교하여 매우 짧고 고분자의 구조는 전형적인 구조와 비슷하다는 가정하에 구성된 것이다[4]. 이 모델은 각 반응물의 농도비, 그리고 촉매와 온도항의 로그값이 선형적으로 결합되어 있다는 특징이 있다.

$$\log(MI_i) = \beta + \alpha_1 \frac{[H_2]}{[C_2]} + \alpha_2 \frac{[C_3]}{[C_2]} + \alpha_3 \frac{[C_4]}{[C_2]} + \alpha_4 \log[R] + \alpha_5 \log(T) \tag{4}$$

위의 모델에 대한 누적 MI 모델은 다음과 같이 표현된다:

$$\frac{d \log(MI_c(t))}{dt} = \frac{1}{\tau_1(t)} \log(MI_i(t)) - \frac{1}{\tau_1(t)} \log(MI_c(t)) \tag{5}$$

각 단위공정들 가운데 압출기를 제외한 공정의 누적 MI 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d \log(MI_c(t))}{dt} = \frac{1}{\tau_1(t)} \log(MI_i(t)) - \frac{1}{\tau_1(t)} \log(MI_c(t)) \quad (q=1,2 \text{ and } 3) \tag{6}$$

시간지연 T_L 을 가정하였을 때 압출기에서의 MI 모델은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\log(MI_4(t)) = \log(MI_3(t - T_L)) \tag{7}$$

네 가지의 단위공정(반응기, 드럼 및 분리기, 건조기, 압출기)에 각각 1,2,3 및 4의 번호를 부여하고 각 단위공정에서의 MI를 Fig. 2에 나타내었다. MI_q 는 q번째 단위공정에서 생성된 폴리에틸렌의 MI,

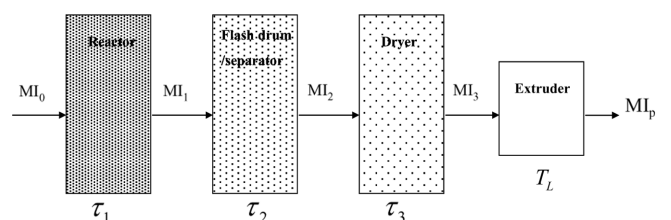


Fig. 2. Cumulative MI models for four units.

MI₀는 반응기에서 생성된 순간 MI, 그리고 MI_p는 폴리에틸렌 분말의 MI를 나타낸다.

4. 동적 MI 예측모델과 모델예측제어

4.1. 동적 MI 예측모델

공정 모델은 주요변수에 대한 계단, 또는 펄스 테스트를 통해 얻는 것이 보통이지만 비용과 안전상의 이유로 실제 운전중인 공장에서 테스트를 실시하기는 쉽지 않다. 실제 공장의 데이터는 공정모델을 얻을 때 효과적으로 이용될 수 있으며 닫힌 루프에 대한 다양한 공정인식 기법이 발전되어 왔다. 본 연구에서는 특정기간 동안 LG 석유화학에서 얻은 공장 데이터를 이용하여 간단하고 효과적인 동적 MI 모델을 고안하였다. 단계별 입력 변수를 찾는 과정에서 변수선정은 LG 석유화학에서의 실제 공정 데이터를 분석한 결과에 바탕을 두었다. 데이터의 경향성과 변화 정도를 분석한 결과 MI와 가장 유사한 데이터 경향을 나타내는 Q가 첫 번째 입력변수로 선택되었다. 이러한 과정을 반복하여 구성된 모델의 구축과정은 다음과 같이 요약할 수 있다.

단계 1) 출력변수에 가장 많은 영향을 미치는 첫 번째 입력 변수를 찾는다. 고려하고자 하는 대상 시스템을 LTI(Linear time invariant)로 가정하고 모델의 첫 번째 입력변수로 Q를 선택하여 로그를 취한다.

단계 2) 모델의 출력변수 데이터와 선택한 입력변수 데이터를 이용하여 1차 모델을 구한다. 이때의 출력변수와 공정으로부터의 실제 데이터와의 차이, 즉 Error 1을 구한다(Fig. 3(a)).

단계 3) Error 1에 가장 많은 영향을 미치는 두 번째 입력변수를 찾는다. 두 번째 입력변수로 HEX을 선택하고 로그를 취하여 모델에 적용한다. HEX는 반응기로 유입되는 순수 핵산(HDH)과 재순환되는 핵산(HMH)으로 구성된다.

단계 4) ln(HEX)과 Error 1 사이의 관계에 대한 1차 모델을 구한다.

단계 5) 공정 운전데이터를 위의 과정에서 구한 모델에 다시 대입하고 Error 2를 구한다(Fig. 3(b) 참고).

단계 6) Error 2에 가장 많은 영향을 미치는 입력변수를 찾는다. 데이터 분석, 공정 매뉴얼, 그리고 현장 엔지니어의 경험 등을 바탕으로 세 번째 입력변수로서 단량체 유량을 선택한 다음 단량체 유량과 Error 2 간의 상관모델을 구한다.

단계 7) Error 3을 구한다(Fig. 3(c) 참고).

단계 8) 모든 입력변수에 대한 1차 모델을 구할 때까지 위의 과정을 반복한다. 이 단계까지 구한 모델을 모두 결합하여 구하고자 하는 누적 MI을 얻는다.

활성화제(ACT)의 유입량을 고려한 첫 번째 모델(model 1: Dynamic 1)은 다음과 같다.

$$y = G_1u_1 + G_2u_2 + G_3u_3 + G_4u_4 \tag{8}$$

여기에서

$$u_1 = \ln(Q), u_2 = \ln(\text{HDH}/\text{ETH} + \text{HMH}/\text{ETH}),$$

$$u_3 = \ln(\text{comonomer}/\text{ETH} + 0.01), u_4 = \text{RxT} \tag{9}$$

이고 y는 ln(MI)를 의미한다. G_i(i=1,2,3 및 4)는 각각 다음과 같은 1차 모델식으로 주어진다.

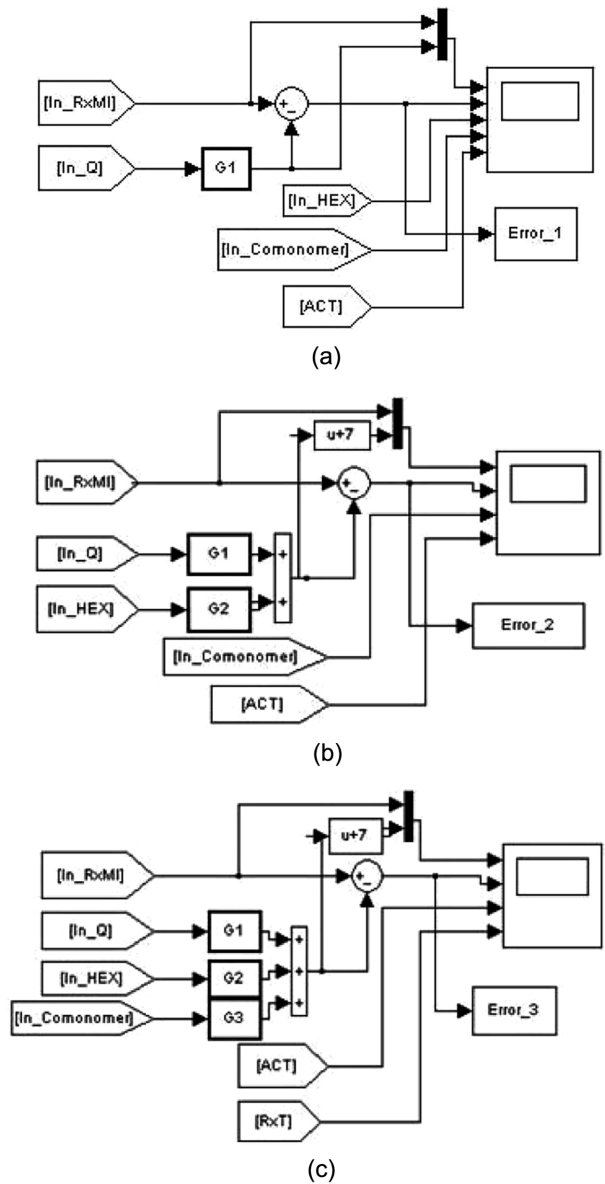


Fig. 3. Simulink configurations to identify dynamic MI model: (a) Step 2; (b) Step 5; (c) Step 7.

$$G_1 = \frac{2.5887}{29.143s+1}, G_2 = \frac{-2.5913}{165.68s+1}, G_3 = \frac{0.9891}{81.55s+1},$$

$$G_4 = \frac{0.1}{46.945s+1} \tag{10}$$

첫 번째 모델에 RxT(반응기 온도)를 포함시켜 다음과 같은 두 번째 모델(model 2: Dynamic 2)을 얻었다.

$$y = G_1u_1 + G_2u_2 + G_3u_3 + G_4u_4 + G_5u_5 \tag{11}$$

$$u_1 = \ln(Q), u_2 = \ln(\text{HDH}/\text{ETH} + \text{HMH}/\text{ETH}),$$

$$u_3 = \ln(\text{comonomer}/\text{ETH} + 0.01), u_4 = \text{ACT}, u_5 = \text{RxT} \tag{12}$$

$$G_1 = \frac{2.5887}{29.143s+1}, G_2 = \frac{-2.5913}{165.68s+1}, G_3 = \frac{0.9891}{81.55s+1},$$

$$G_4 = \frac{145.81}{184.07s+1}, G_5 = \frac{0.1}{46.945s+1} \tag{13}$$

4-2. 동적예측 모델을 이용한 모델예측제어

MI 예측식 (4), (6), 그리고 (7)은 MI 예측계산을 위해 다음과 같은 형태로 변환시킬 수 있다:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_1} & 0 & 0 \\ \frac{1}{\tau_2} & -\frac{1}{\tau_2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\tau_3} & -\frac{1}{\tau_3} \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} \frac{1}{\tau_1} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) \quad (14)$$

$$y(t) = [0 \ 0 \ 1]x(t - T_L) = Cx(t - T_L) \quad (15)$$

$$u(t) = \log(MI_0) = \sum_{n=1}^5 \alpha_n \log(u_n(t)) + \beta \quad (16)$$

상태를 나타내는 벡터인 x(t)와 출력을 나타내는 y(t)는 다음과 같이 정의된다.

$$x(t) = [\log(MI_1) \ \log(MI_2) \ \log(MI_3)]^T \quad (17)$$

$$y(t) = \log(MI_p) \quad (18)$$

u₁(t), u₂(t), u₃(t), u₄(t), 그리고 u₅(t)는 각각 [H₂]/[C₂], [C₃]/[C₂], [C₄]/[C₂], R, 그리고 T를 나타낸다. Fig. 4는 위의 예측모델을 토대로 MATLAB Simulink를 이용하여 구성한 모델예측 제어구조의 일부를 나타낸 것이다. 예를 위하여 예측제어 알고리즘으로서 통상적인 MPC(Model Predictive Control) 제어기법을 이용하였으며 실제 공장의 운전데이터를 이용하여 모사를 수행하였다. 여기에서 이용된 일반적인 MPC 제어기법은 이미 각종 문헌들과 참고서적들에서 잘 소개되어 있으며 본 연구의 목적이 새로운 예측제어기법의 개발은 아니므로 MPC에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다. 입력되는 값은 실제 공장 데이터 중 최종 생성물인 분말 폴리에틸렌의 MI로서 본 연구의 MI 예측을 위한 동적 모델로부터 계산된 반응기의 MI가 이용되었다. 제어되는 최종 생성물의 MI를 여러 등급별로 정해진 설정값들과 비교 분석하였다.

5. 결 과

5-1. 유추모델의 적용

일차적으로 각각의 MI 예측모델에 대한 계산결과를 운전 데이터와 비교하여 보았다. Table 1은 기존의 모델에서 이용된 파라미터들을 요약하여 정리한 것이며 등급변경 운전이 포함되는 동안의 k₀, α, 그리고 β의 값은 Fig. 5에 나타내었다. Fig. 6과 Fig. 7은 두 가

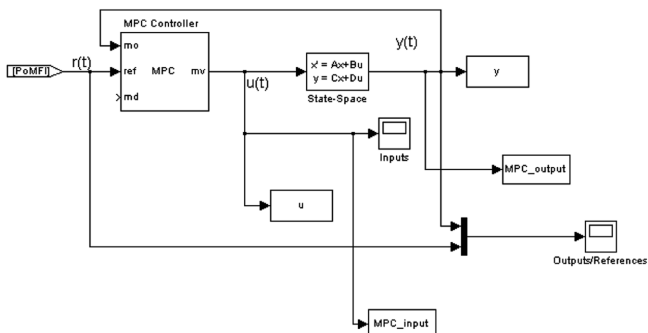


Fig. 4. Organization of Model Predictive Controller (MPC).

Table 1. Scaled parameters required for the inference scheme

Parameter	Scaled value[-]	Equation
k ₁	0.0726	(1)
k ₂	0.3298	(1)
α ₁	2.2	(3),(5)
α ₂	0.6	(3),(5)
α ₅	1.1	(3),(5)

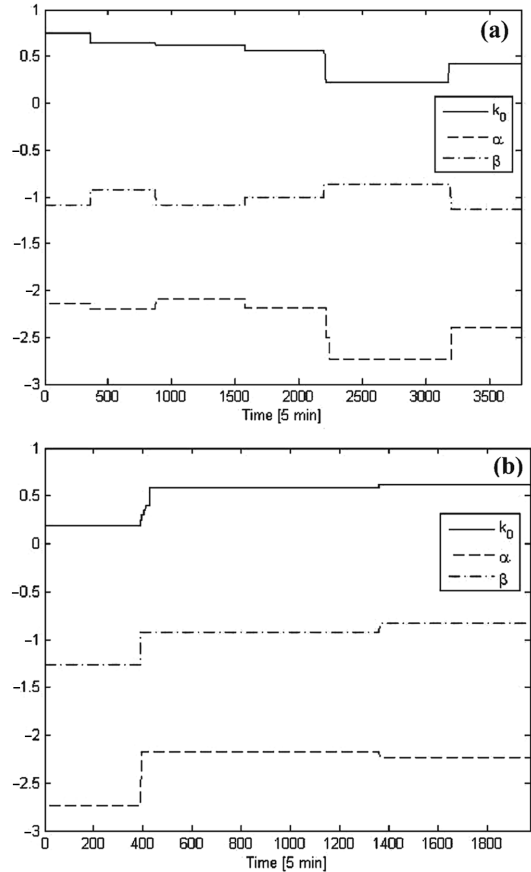


Fig. 5. Values of k₀, α and β used in MI models during grade change operations: (a) Case A, (b) Case B.

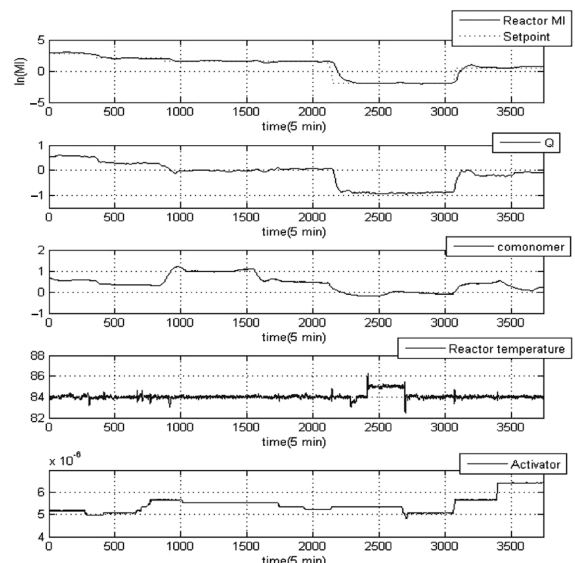


Fig. 6. Trends of plant operation data (Case A).

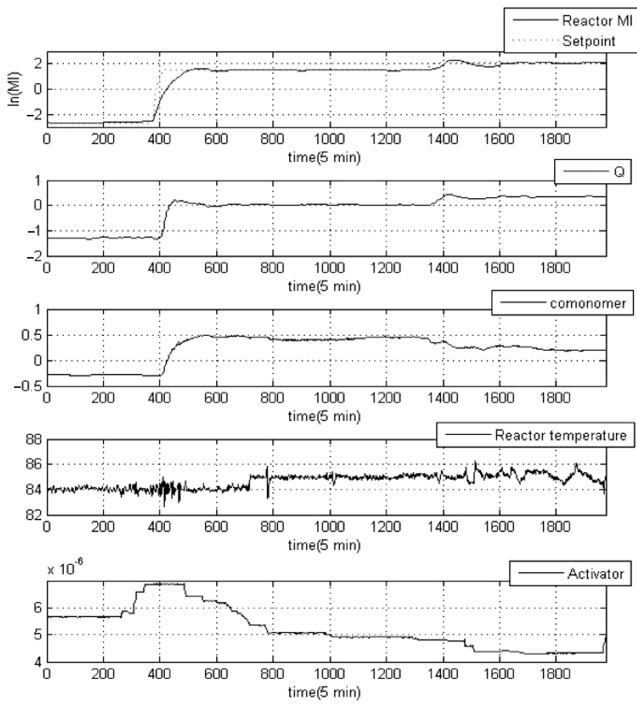


Fig. 7. Trends of plant operation data (Case B).

지 전형적인 운전형태에서 얻은 주요 운전 데이터의 경향을 보여주고 있다. 각각 case A, case B로 나타낸 위의 두 가지 경우는 LGPC 폴리에틸렌 공장에서 얻은 운전데이터를 가운데에서 일정 기간 동안의 데이터를 추출하여 얻은 것이다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 두 가지 경우 모두 수소와 에틸렌의 비를 나타내는 Q가 MI에 가장 큰 영향을 미치는 것을 알 수 있다. MI는 실시간으로 측정되지 못하므로 실제 공장에서는 2시간 간격으로 반응물을 채취하여

MI를 측정하게 된다. Reactor MI는 이때 얻은 측정값으로 반응물 채취시간에 맞추어 기록한 데이터이다.

Fig. 8은 각 단위공정에서의 누적 MI 모델[3]을 이용하여 계산하고 실제 공장에서 측정된 운전 데이터와 각 단위공정에서의 예측모델에 의한 MI를 비교한 결과이다. 공장에서의 설정치 값으로서 반응기와 추출기에서의 MI 값이 설정되어 있으며 각 단위공정을 거치며 변화하는 양상이 그래프에 나타나 있다. 이 결과로부터 공정의 흐름에 따른 MI의 예측이 가능하고 이를 통한 공정의 예측 및 제어가 가능하다는 것을 알 수 있다. 단위공정별로 측정된 시간 지연은 $\tau_1=2(h)$, $\tau_2=0.6(h)$, $\tau_3=0.4167(h)$ and $T_L=0.9(h)$ 이다.

MI 예측모델을 실제 HDPE 플랜트에 적용하여 운전한 결과 제품 등급의 전이과정에서 발생하는 불량품의 양은 평균 140.29 ton에서

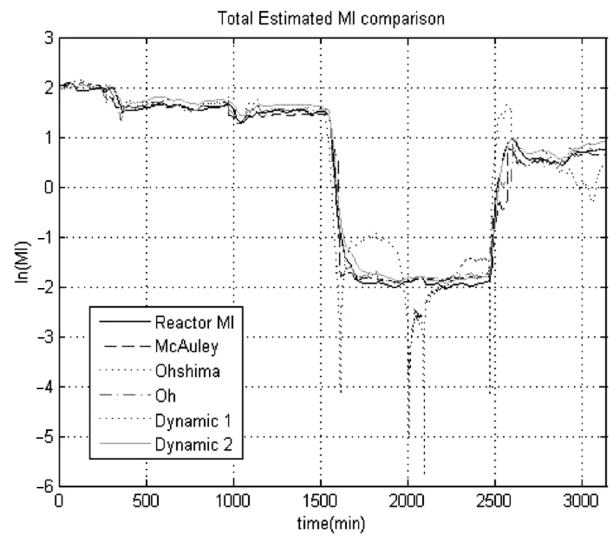
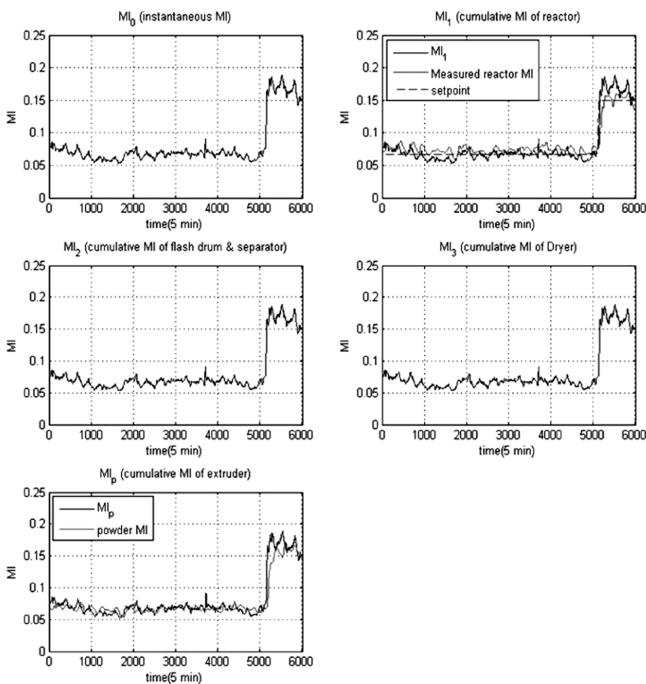
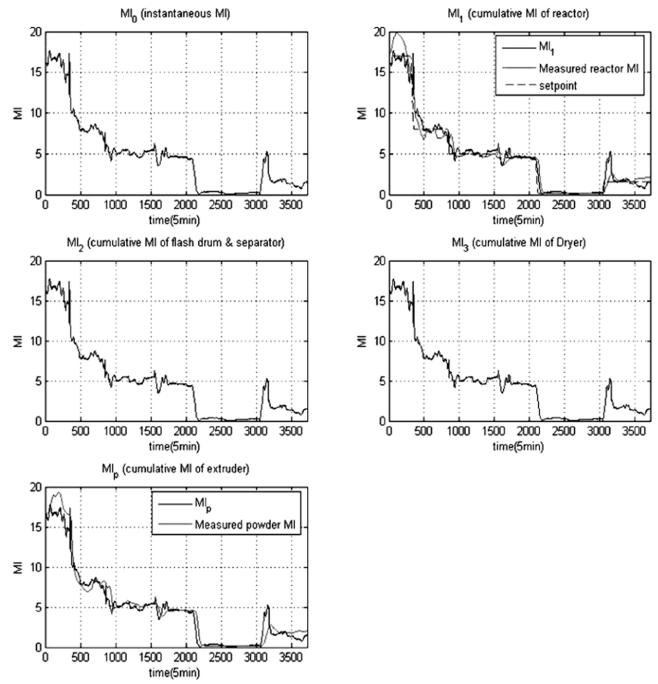


Fig. 9. Comparison of predicted MI and measured MI (Case A).



(a)



(b)

Fig. 8. Estimated MI based on the cumulative MI model for each process unit((a) case A, (b) case B).

94.5 ton으로 48.45%가 감소하였다. 또한 전이시간은 평균 9.2시간에서 6.3시간으로 31.52% 감소하였으며 운전자의 DCS 조작횟수는 90%이상 단축되는 결과를 보였다.

5-2. 동적모델의 적용 및 모델예측제어의 모사

Fig. 9와 10은 측정된 MI와 본 연구에 의한 동적모델로부터 예측된 MI를 기존의 경험식들에 의한 예측값들과 비교하여 본 결과이다. 기존의 MI 예측모델을 이용하여 계산한 MI 예측값은 등급변경이 이루어지는 동안 진동과 심한 피크를 보이고 있다. 그러나 동적 예측 모델은 두 가지 경우 모두에 대하여 기존의 MI 모델에 비해 우수한 예측성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 각 모델의 오차를

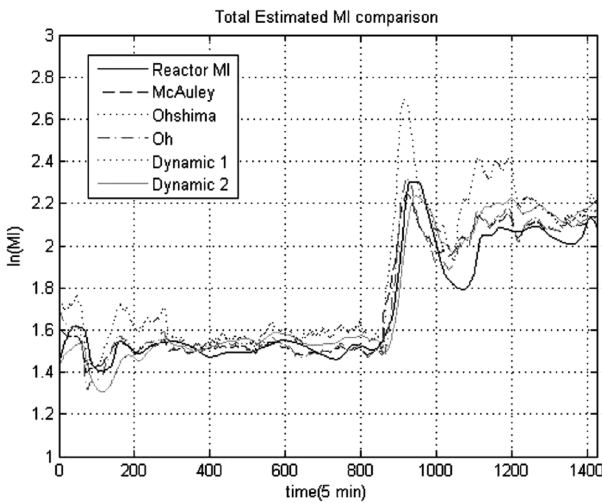


Fig. 10. Comparison of predicted MI and measured MI (Case B).

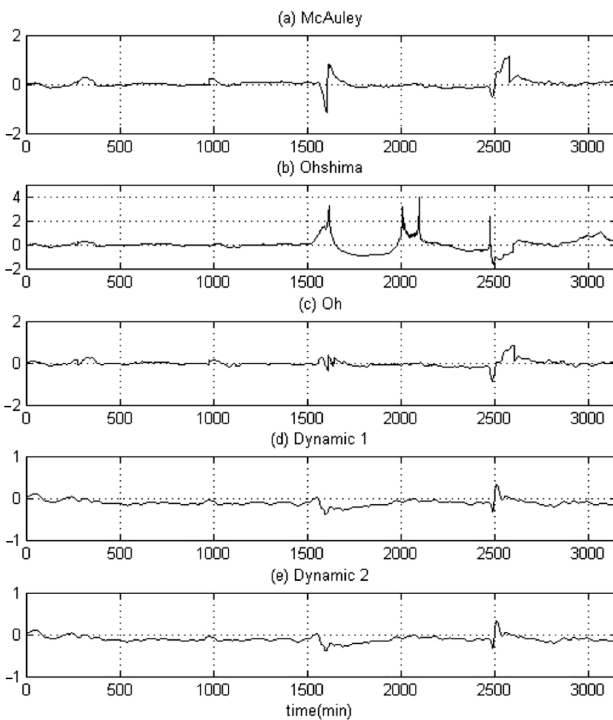


Fig. 11. Errors of predicted MI and reactor MI (Case A) using each equations by (a) McAuley (b) Ohshima; (c) Oh; (d) dynamic 1; (e) dynamic 2.

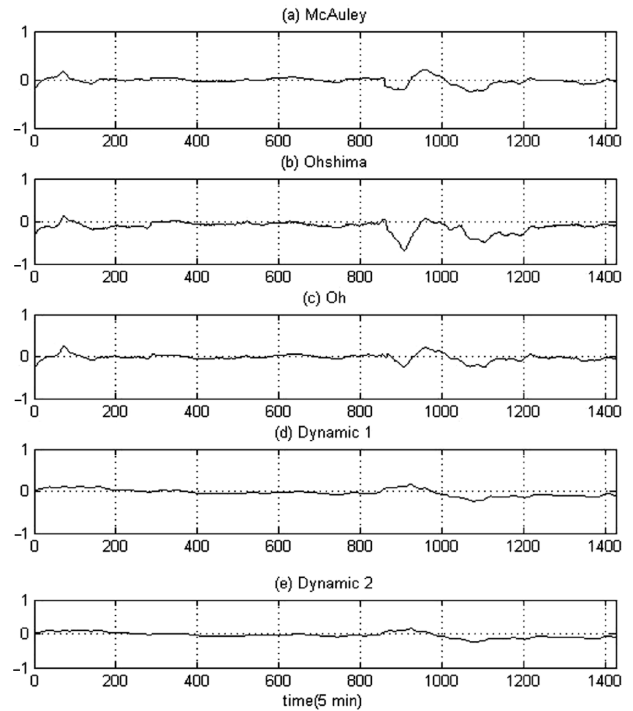


Fig. 12. Errors of predicted MI and reactor MI (Case B) using each equations by (a) McAuley (b) Ohshima; (c) Oh; (d) dynamic 1; (e) dynamic 2.

Table 2. ISEs in various estimation models

Model	ISE	
	CASE A	CASE B
McAuley	34.5202	111.8766
Ohshima	76.3055	918.8001
Oh	45.4063	75.9788
Dynamic 1	38.7394	55.4794
Dynamic 2	39.0247	22.0317

나타낸 Fig. 11과 12로부터 측정 데이터와 예측된 값 사이의 차이를 명확하게 알 수 있다.

Table 2는 기존의 예측모델들과 본 연구에 따른 모델 1 및 2의 ISE(Integral of Squared Errors)를 비교함으로써 MI 예측에 있어서 동적모델의 우수한 성능을 잘 보여주고 있다. 동적모델 1과 2를 바탕으로 예측한 MI값을 실제 측정된 MI 값과 비교하여 Fig. 13에 나타내었다. 그래프로부터 알 수 있듯이 MI 모델에 의한 예측값과 실제 MI값의 경향이 잘 일치하기 때문에 설정치의 안정도 또한 높다고 할 수 있다. 즉 MI 값이 설정치와 밀착된 상태로 유지되고 있으며 결과적으로 안정적인 제어가 이루어지고 있음을 확인할 수 있다.

Fig. 14는 반응기의 MI(입력값) 계산값과 분말제품의 MI(출력값)의 예측응답을 나타낸 것이다. 분말에 대하여 측정된 MI의 값과 예측된 MI의 값이 등급변화에 대한 값과 비슷한 양상을 보임을 확인할 수 있다. MPC의 제어성능에 대한 확인을 위하여 불규칙 외란변수를 적용시켜 보았으며 그 결과는 Fig. 15에 나타나 있다. 외란변수가 포함되지 않은 결과와 비교했을 때 약간의 흔들림이나 진동이 나타나고 있지만 전체적인 변화의 양상은 설정치와 거의 일치하는 것을 볼 수 있다.

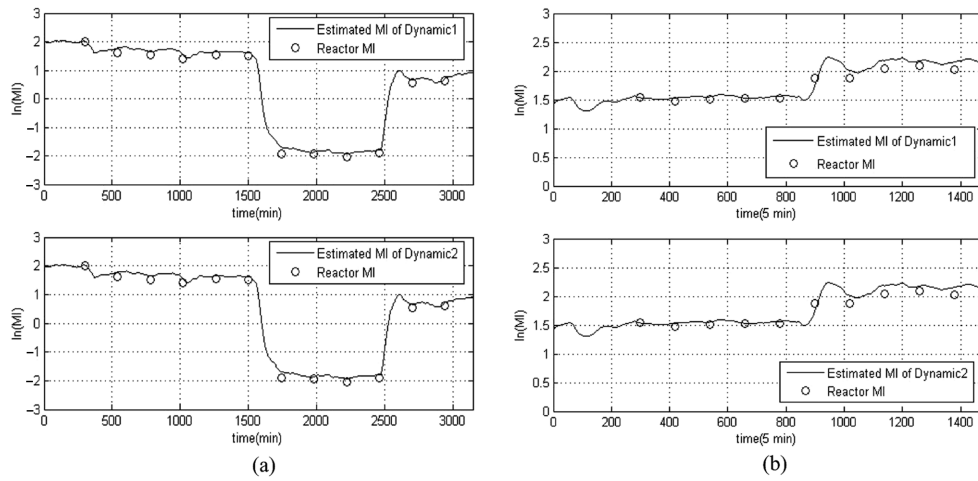


Fig. 13. Predicted values of MI based on the present model 1 and 2 compared to measured MI values (a) Case A, (b) Case B.

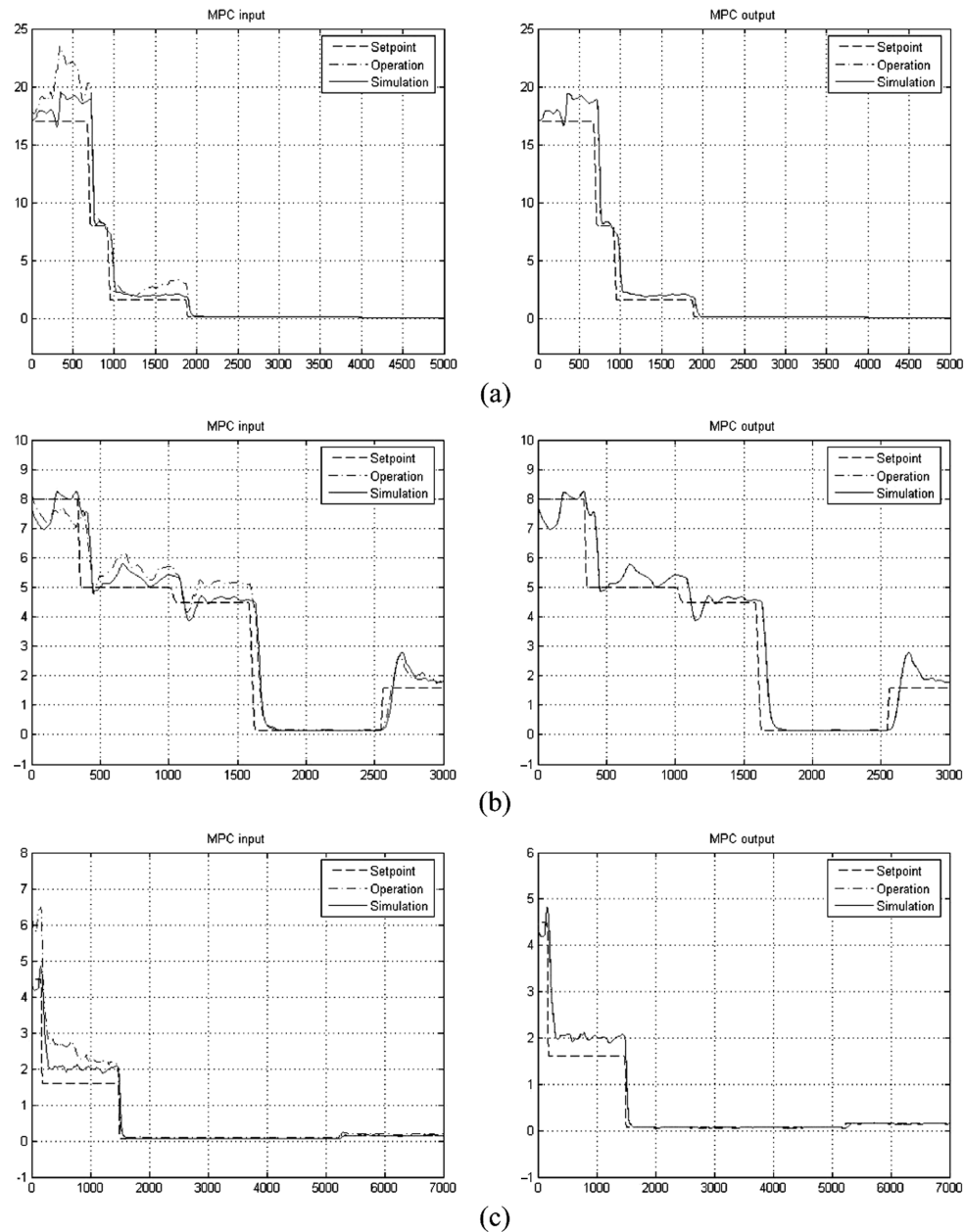


Fig. 14. MI estimation of MPC (no disturbances).

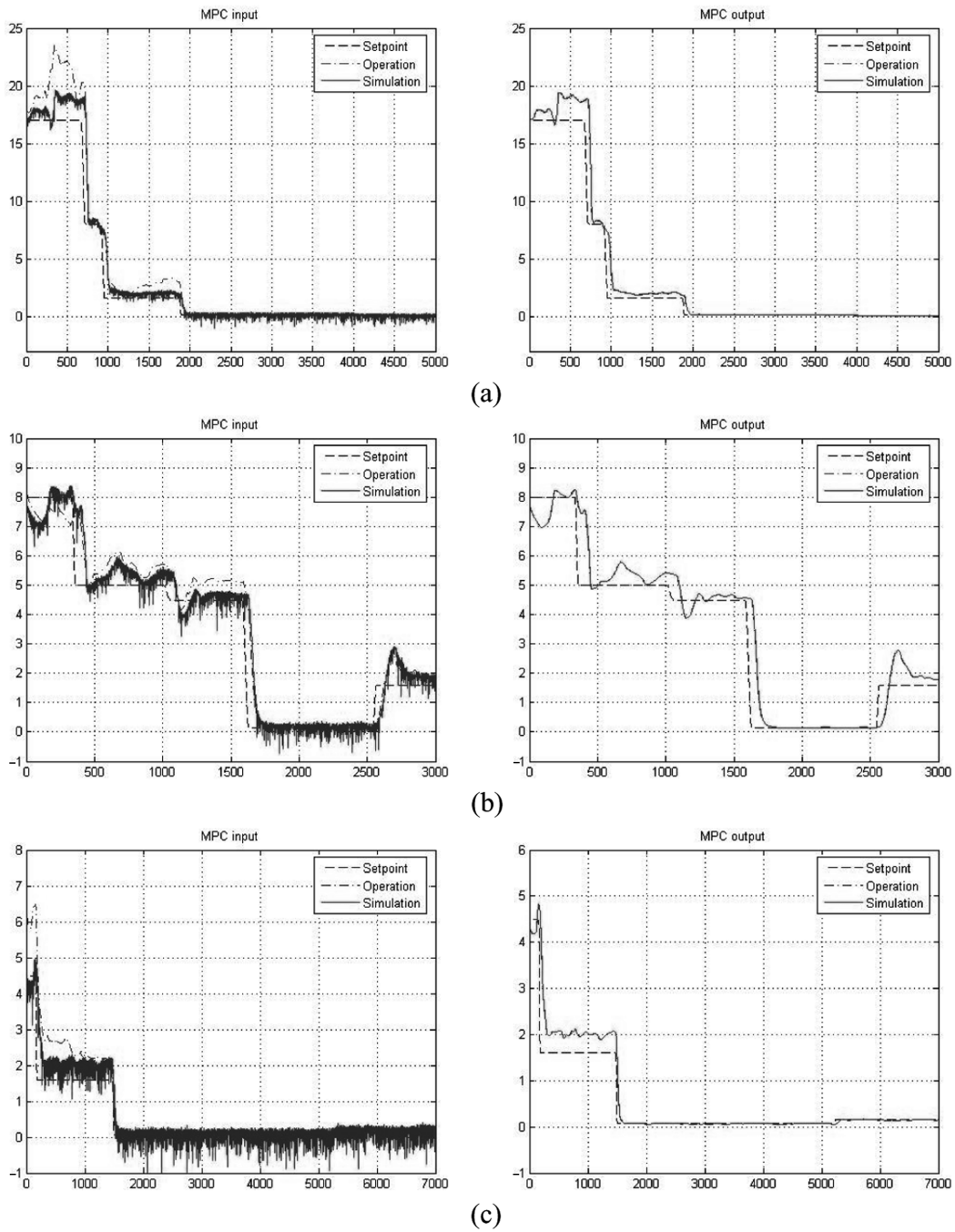


Fig. 15. MI estimation of MPC (with disturbances).

6. 결 론

본 연구에서는 시스템 인식기법을 바탕으로 새로운 1차 동적 MI 예측모델을 고안하였다. MI 예측모델은 주요변수를 선택하고 각 입력변수에 대한 시간지연이 존재하지 않는 1차 모델을 구한 다음 이들을 결합한 형태로 구성되었다. 구성된 모델의 예측성능은 등급변경이 수반되는 고밀도 폴리에틸렌 공장의 실제 운전데이터에 근거한 모사로 검증하였으며 다른 예측방법들과의 비교로부터 본 연구에 의한 예측모델의 우수성을 확인하였다. MI 동적 예측모델을 토대로 하는 모델예측제어방법의 적용을 통하여 각 단위 공정별 MI를 계산하고 운전데이터와 비교하였다. 제어운전의 모사를 통하여 화학공학 제46권 제6호 2008년 12월

등급변경이 이루어지는 운전 동안의 전이시간과 불량제품 발생량이 현저한 감소를 보임을 확인하였다.

사용기호

- ACT : amount of cocatalyst or activator feed [L/h]
- [C₂], [C₃], [C₄] : concentration of ethylene, 1-butene and higher alpha-olefin [kg/h]
- CAT : concentration of catalyst feed [mmol/h]
- ETH : amount of ethylene feed [kg/h]
- FC₃C₂ : feed rate ratio of propylene to ethylene [-]

FC_4C_2 : feed rate ratio of 1-butene to ethylene [-]
 HDH : amount of pure hexane feed to reactor [kg/h]
 HEX : amount of hexane feed [kg/h]
 HMH : amount of recycled hexane feed to reactor [kg/h]
 HYD : amount of hydrogen feed [Nm³/h]
 $[H_2]$: concentration of hydrogen [m³/h]
 i : subscript indicating an instantaneous melt index [-]
 MI : melt flow index(MFI), weight of molten polymer produced during a 10-min period under certain condition [g/10 min]
 MI_0 : instantaneous MI produced in the reactor [g/10 min]
 MI_c : cumulative MI [g/10 min]
 MI_p, MI_{inst} : instantaneous MI [g/10 min]
 MI_q : estimated polymer MI of the q th unit [g/10 min]
 MI_p : cumulative MI of powder [g/10 min]
 Q : ratio of hydrogen to ethylene [-]
 [R] : concentration of cocatalyst (activator) [L/h]
 RxT : reactor temperature [°C]
 RxMI : measured MI of reactor [g/10 min]
 T : reactor temperature [K]
 T_0 : reference temperature [K]
 T_L : dead time of extruder [h]

$\beta, \alpha_1 \dots \alpha_5$: parameters in instantaneous melt index of M.Ohshima Eq. [-]
 $k_0, k_1 \dots k_5$: parameters in instantaneous melt index model of K.B. McAuley Eq. [-]
 τ_1, τ_2, τ_3 : residence time of reactor, flash drum & separator and dryer [h]

참고문헌

1. McAuley, K. B. and MacGregor, J. F., "On-line Inference of Polymer Properties in an Industrial Polyethylene Reactor," *AIChE J.*, **37**, 825-835(1991).
2. McAuley, K. B. and MacGregor, J. F., "Nonlinear Product Property Control in Industrial Gas-phase Polyethylene Reactors," *AIChE J.*, **39**, 855-866(1993).
3. Ogawa, M., Ohshima, M., Morinaga, K. and Watanabe, F., "Quality Inferential Control of an Industrial High Density Polyethylene Process," *Journal of Process Control*, **9**, 51-59(1999).
4. Ohshima, M. and Tanigaki, M., "Quality Control of Polymer Production Processes," *Journal of Process Control*, **10**, 135-148(2000).
5. Oh, S. J., Lee, J. S. and Park, S. W., "Prediction of Pellet Properties for an Industrial Bimodal High-density Polyethylene Process With Ziegler-natta Catalysts," *Ind. Eng. Chem. Res.*, **44**, 8-20 (2005).

그리스 문자

α, a_0, \dots, a_3 : coefficients in the instantaneous MI model of Sang Joon Oh [-]