

## 연속 에탄올 발효 시스템의 온라인 적응 최적화

이용석 · 장용근

한국과학기술원 화학공학과/생물공정연구센터  
(1991년 9월 12일 접수, 1992년 6월 18일 채택)

### On-Line Adaptive Optimization of Continuous Ethanol Fermentation System

Yong-Seok Lee and Yong Keun Chang

Department of Chemical Engineering and BPERC, Korea Advanced Institute of Science  
and Technology, 373-1, Kusung-Dong, Yusung, Taejeon 305-701, Korea  
(Received 12 September 1991; accepted 18 June 1992)

#### 요 약

포도당으로부터 에탄올 생산을 위한 효모(*Saccharomyces cerevisiae*)의 고농도 세포 배양계에 입출력 모델 동정에 기초하는 온라인 적응 최적화법이 시뮬레이션을 통하여 개발·적용되었다. 모델 시스템은 연속 생물 반응기, 세포재순환을 위한 막여과기, 수송을 위한 펌프 등으로 구성되어 있다. 최적화의 목적은 일정한 bleeding ratio에서 회식속도를 제어함으로써 에탄올 생산을 극대화하는 것이다. 대상 시스템의 상태 파악을 위해 도입된 input-output 모델의 매개 변수 추정을 위하여 순차적인 least squares 기법을 사용하였으며 이 추정 결과에 steepest ascent 법을 적용함으로써 해당 시점에서의 최적 회식속도값을 되풀이하여 결정하였다. 에탄올 측정잡음이 없는 경우, 위와 같은 2가지 단계를 포함하는 알고리즘을 사용하여 대상으로 하는 연속 에탄올 발효시스템을 약 250시간만에 최적점에 도달시킬 수 있었다. 일단 최적화가 이루어진 상태에서 공급액 중의 기질농도를 변화시켰을 때 제안된 알고리즘은 이를 인식하여 새로운 최적점을 찾아가는 재최적화 성능을 보였다. 또한 제안된 알고리즘은 우수한 조업 안정성을 보였으며 약 3000시간동안 대상공정을 최적점에 유지시켰다. 에탄올농도 측정시 잡음이 개입되는 상황에 대해서도 시뮬레이션을 수행하였다. 평균 에탄올 생산성은 잡음이 없는 경우와 마찬가지로 최적점에 가깝게 유지될 수 있었으나 전반적으로 잡음이 없는 경우에 비해 불안정한 결과를 보였으며 회식속도의 경우 최적값을 중심으로 상당한 폭의 진동을 보였다.

**Abstract**—An on-line adaptive optimization algorithm based on input-output model identification was, in the present simulation study, applied to a high-density cell culture of *Saccharomyces cerevisiae* for ethanol production from glucose. The model system consisted of a continuous bioreactor, a membrane filter unit for cell recycle, and pumps for transport. The objective of optimization was to maximize the ethanol productivity by manipulating dilution rate at a fixed bleeding ratio. The bilevel forgetting factor(BFF) method was used for the estimation of parameters of the input-output model which was employed for on-line system identification. During the course of optimization new values of the dilution rate were recurrently determined by using the steepest ascent method based on results of the model parameter estimation. When no ethanol measurement noise was involved the system was driven and maintained closely to the optimum point in about 250 hours by using the proposed algorithm. When the feed glucose concentration was changed while

the culture was maintained at the optimum, the proposed algorithm could recognize the change and drove the culture to a new optimum point. The algorithm also showed a good operational stability which could stably maintain the culture at its optimum for about 3000 hours. Even when the measured concentrations were influenced by noises, the average value of the ethanol productivity was maintained closely to its optimum although the overall performance was relatively unstable and the dilution rate showed significant fluctuations.

## 1. 서 론

최근에 들어서 환경적인 요인과 더불어 수율을 향상 시키려는 경제적인 이유로 인하여 에탄올 발효공정 및 이의 최적화에 대한 관심이 더해 가고 있는 실정이다. 예를 들어 다른 산소첨가 연료보다 에탄올 혼합연료의 산소 함량은 거의 2배에 가깝기 때문에 일산화탄소의 수준을 감소시키는 능력이 다른 어떤 대체 산소첨가 연료보다 크다. 따라서 에탄올 혼합연료의 사용은 차량에서 방출되는 일산화탄소를 25-30% 감소시키고 배출되는 탄화수소와 이산화탄소의 양도 상당히 감소시킬 것으로 예상된다. 결국 가솔린에 첨가하는 유해한 방향족 옥탄상승제에 비하여 에탄올은 효과적이고 안전한 대체물질이 된다[1].

일반적으로 미생물계는 복잡하면서 상호작용이 강한 생화학 반응들이 수반되어 배양 시간에 따라 발효공정의 특성이 크게 변하고 심한 비선형성을 나타낸다. 특히, 조업시간이 긴 연속발효의 경우 시간이 지남에 따라 균주의 변이, 열화현상 등 균주 자체에서 일어나는 변화 및 원료조성의 변화 등 조업조건의 불확실성에 따르는 어려운 점들이 예상된다. 따라서, 이처럼 해석하기 곤란한 특성 및 불확실성을 극복하고 효과적인 제어를 성취하는 동시에 최적화 효과를 극대화시키기 위해서는 배양액 내에서 일어나는 변화를 온라인으로 추적하고 그 결과를 제어에 반영하는 것이 필요하다. 그러므로 미생물계를 다루기 위해서는 제어 알고리즘 내부에 적응요소를 가진 정교한 알고리즘 즉, 적응 알고리즘이 필요하다. 이러한 알고리즘이 실용적인 가치를 갖기 위해서는, 첫째로, 최적화 대상에 대한 최소한의 정보를 요구해야 하고, 둘째로, 짧은 시간안에 최적점으로 공정을 유도해야 하며, 셋째로, 높은 생산성 및 균일한 품질을 위하여 필수적인, 장시간 조업 안정성을 가져야 하고, 넷째로, 배양액 내에서 일어나는 변화 또는 외란을 인식하고 재최적화를 할 수 있어야 한다[2].

연속 생물반응기의 최적화에서는, 조작변수에 변화가 주어진 후 새로운 정상상태에 도달할 때까지 기다려야 하는, 정상상태 데이터에 기초한 정상상태 최적화를 채택할 경우 상당히 많은 시간을 소비하므로 최적화의 가속화를 위해서는 과도기 데이터에 기초하여 보다 더

짧은 시간 내에 최적 정상상태로 유도하는 동적 최적화 기법이 매우 바람직하다[3].

본 논문에서는 연속 에탄올 발효시스템의 생산성 향상을 위한 모사실험을 통하여 상기한 바와 같은 특성들을 가진 온라인 적응 최적화 기법을 개발하고 이의 성능을 시험하였다.

## 2. 에탄올 발효 모델

본 연구에서는 Jarzebski 등[4]이 개발한 고농도 배양에 있어서의 *S. cerevisiae*에 의한 포도당의 발효 모델을 사용하였다. 사용된 모델은 식 (1)-(4)와 같다.

$$r_x = \mu_m [1 - (E/E_m)^{A1}] [1 - (X_t/X_m)^{A2}] S X_e / (K_s + S) \quad (1)$$

$$r_d = k_1 r_x + k_2 X_e \quad (2)$$

$$r_s = -r_x / Y_{xs} - m_s X_e \quad (3)$$

$$r_e = \alpha_1 X_e \exp(-\alpha_2 X_e) \quad (4)$$

Fig. 1과 같은 에탄올 발효시스템에 대하여 물질수지를 취하면 다음과 같은 식들이 유도된다.

$$dX_e/dt = r_x - r_d - BD X_e \quad (5)$$

$$dX_d/dt = r_d - BD X_d \quad (6)$$

$$d[(1 - X_t/\rho)S]/dt = r_s + D(S_F - S) + BDS X_t/\rho \quad (7)$$

$$d[(1 - X_t/\rho)E]/dt = r_e + DE + BD E X_t/\rho \quad (8)$$

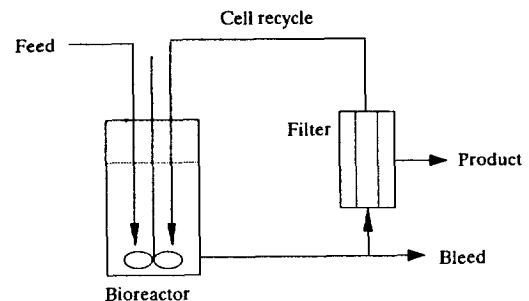


Fig. 1. Ethanol fermentation system with membrane filter unit.

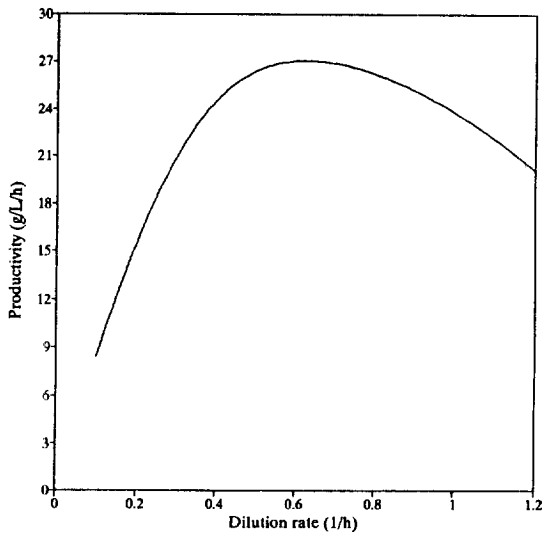


Fig. 2. Effect of dilution rate on productivity( $S_F=150$  g/L,  $B=0.10$ ,  $D_{opt}=0.626$  h $^{-1}$ ,  $(DE)_{max}=27.05$  g/L/h).

고농도 세포배양을 위하여 membrane-filter module 을 사용하는 연속 생물 반응기에서 세포농도가 너무 높아지면 균주의 활성이 급격히 떨어져 전체적인 생산성은 오히려 감소할 수도 있기 때문에 이러한 현상을 막기 위해 일정량의 bleeding이 필요한 것이 일반적인데 여기서는 이를 회색속도와 비로 나타낸 bleeding ratio, B로 나타내었다. 본 연구에서는 일정한 bleeding ratio에서 회색속도만을 적응 최적화하는 경우를 다루었다.

식 (5)-(8)의 미분 방정식 해를 구하기 위하여 Gear's stiff method[5]를 사용하였다. 공급액의 기질농도는 150 g/L, bleeding ratio는 0.10으로 고정하였을 때 Fig. 2에서 보이는 것처럼 이 에탄올 발효 모델은 회색속도에 대한 최대 에탄올 생산성이 존재한다. 즉, 회색속도가 0.627 h $^{-1}$ 일 때 최대 에탄올 생산성은 27.05 g/L/h이다.

### 3. 알고리즘의 개발

온라인 적응 최적화를 수행하기 위해서는 전술한 바와 같이 가장 먼저 시스템의 상태를 신속히 파악하는 것이 중요하며 이를 시스템 동정이라고도 한다. 많은 경우 시스템의 상태는 사용된 I/O 모델에 있는 시스템의 매개변수 벡터값으로부터 추정된다. 따라서 효과적인 매개변수 추정을 위해서는 온라인 I/O 모델의 형태와 차수를 적절하게 선정해야 한다. 그리고 매시각 변화하는 매개변수 벡터값을 과도기 데이터를 이용하여 그때그때 산출하고 갱신하기 위해서는 순차적인 매개변수 추정법이 필요하다.

또한 산출된 매개변수 벡터를 이용하여서 회색속도를 조작함으로써 에탄올 생산성을 극대화하는 최적화 기법이 필요하다. 이와 같은 온라인 적응 최적화 알고리즘의 적용절차를 3단계로 분리하면 다음과 같다.

(1) 초기화: 이는 온라인 매개변수 추정법의 시작을 위한 것으로서, 가장 기본량의 정보인 특정 입력에 대한 출력 변수들의 변화 거동을 분석하여 I/O 모델 매개변수 벡터의 초기값을 결정하는 단계이며 이를 위해서는 미리 프로그램된 input signal이 필요하다. 그러나, 일반적으로 공분산행렬의 초기값은 매우 크게, 매개변수 벡터의 초기값은 zero로 하는 것이 보통이다.

(2) 최적화: 초기화에서 얻어진 정보로부터 시작하여 시간이 경과함에 따라 해당 시점에서의 최적 조업 조건을 온라인 시스템 동정 또는 매개변수 추정의 결과에 의해 결정하고 이를 제어신호로 내보냄으로써 목적을 달성하여 나간다.

(3) 감독 및 재최적화: 최적화가 이루어진 후 공정을 최적 상태에 머물도록 하고, 어느 시점에서 공정에 내부 및 외부적인 변화가 있을 때 재최적화가 필요할 것인가를 판단하여 필요시 새로운 최적 조건으로 공정을 유도한다.

#### 3-1. 온라인 I/O 모델

Input(D)과 Output(E)이 각각 하나인 본 연구에서는 아래와 같은 선형 이산계 single-input-single-output (SISO) 모델이 사용되었다.

$$E(k) + a_1 E(k-1) + a_2 E(k-2) + \dots + a_n E(k-n) = b_0 D(k) + b_1 D(k-1) + \dots + b_n D(k-n) + c \quad (9)$$

#### 3-2. 최적화

최적화의 목적은 대상으로 하는 공정에 대하여 적절하게 정의된 성능지수(performance index; PI)를 극대화 또는 극소화하는 것이다. 일반적으로 성능지수는 입력변수와 출력변수의 함수이다. 이 때 출력변수는 다시 입력변수의 함수이고 이들간의 관계는 I/O 모델에 의해 근사적으로 표현된다. 본 연구에서 사용된 성능지수는 연속 에탄올 발효시스템의 에탄올 생산성으로 하였으며 이를 목적함수로 표현하면 다음과 같다.

$$\max_D \{PI=DE\} \quad (10)$$

위의 식은 회색속도를 조작변수로 하여 에탄올 생산성(DE)을 극대화함을 의미한다.

최적화 기법으로는 간단하면서도 효율적인 steepest ascent method를 사용하였으며 따라서 gradient 정보,

즉  $\nabla PI(=dPI/dD)$ 를 필요로 하는데 이는 전술한 바와 같이 온라인 매개변수 추정 결과로부터 얻어질 수 있다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$D(k+1)=D(k)+\alpha \nabla PI(k) \quad (11)$$

$$\nabla PI(k)=E(k)+D(k)(dE/dD)|_k \quad (12)$$

$$dE/dD=(b_0+b_1+\cdots+b_n)/(1+a_1+\cdots+a_n) \quad (13)$$

따라서  $a_1$ - $a_n$ 과  $b_0$ - $b_n$ 를 결정하면 새로운 회석속도의 값을 정할 수 있다. I/O 모델 매개변수들은 다음에서 언급되는 추정기법에 의하여 산출된다.

식 (11)에서 계산된  $D$  값을 실제 적용하는데 있어서 외부 잡음 등에 의해 본 알고리즘이 너무 민감하게 적용되는 것을 방지하기 위해 두 개의 bandwidth 값( $TOL\_D_1$ ,  $TOL\_D_2$ )을 정하여 이를 제어동작의 실현 여부를 판가름하는 기준으로 삼았다.  $|D(k+1)-D(k)|$  값이  $TOL\_D_1$  보다 작을 경우 이 값이  $TOL\_D_2$  보다 커지게 될 때까지 제어동작을 유보하였다. 반대로 그 값이  $TOL\_D_2$  보다 클 경우 이 값이  $TOL\_D_1$  보다 작을 때까지 제어동작을 계속하였다.

### 3-3. 온라인 매개변수 추정

실시간에서 최적화 알고리즘을 적용하기 위해서는 I/O 모델의 매개 변수들이 온라인으로 추정되어야 한다. 특히, 미생물 발효계에서 요구되는 동적 모델 동정에 의한 매개변수들의 추정법은 간단한 형태의 순차적인 식의 사용, 빠른 수렴속도, 비편향 추정, 그리고 시변성 매개변수의 추정능력 등의 특성을 가지는 것이 바람직하다[6, 7].

매개변수들의 추정을 위해서 개념적으로 간단하고 여러 상황에 광범위하게 적용되는 least squares(LS)기법이 가장 일반적으로 사용되어 왔다[9]. LS기법에 의한 알고리즘을 식 (9)의 벡터형 표현인 식 (14)에 적용하면 매개변수의 값이 식 (15)와 같이 계산된다.

$$E(k)=\theta^T(k)x(k) \quad (14)$$

$$\theta(m)=P(m)X_m^T y_m \quad (15)$$

여기서

$$\begin{aligned} P(m) &= [X_m^T X_m]^{-1} \\ X_m^T &= [x^T(1), x^T(2), \dots, x^T(m)] \\ x^T(k) &= [-E(k-1), \dots, -E(k-n), D(k), \dots, \\ &\quad D(k-n), 1] \\ y_m^T &= [E(1), E(2), \dots, E(m)] \\ \theta^T(k) &= [a_1, \dots, a_n, b_0, b_1, \dots, b_n, c] \end{aligned}$$

이 방법은  $m$ 개의 데이터 set을 수집한 후 이를 일괄 처리하는 과정을 거치므로 일명 one-shot algorithm이라고도 한다.

그러나, 새로운 데이터를 해당시점에서 계속 받아들여  $\theta(k)$ 와  $P(k)$ 를 갱신하는 온라인 추정을 위해 one-shot LS 기법을 사용하게 되면 식 (15)와 같이 매번 역행렬 연산을 해야 하므로 많은 계산이 필요하다. 따라서, 역행렬 연산이 필요없는 순차적인 식을 사용함으로써 계산시간을 줄이는 것이 바람직하다[8, 10, 12]. 본 연구에서는 one-shot 알고리즘을 추후 언급될 초기화 및 I/O 모델의 차수 결정에만 사용하였다. 본 연구에서 사용된 순차적인 추정식은 다음과 같다.

$$\theta(k)=\theta(k-1)+K(k)[E(k)-x^T(k)\theta(k-1)] \quad (16)$$

$$P(k)=[I-K(k)x^T(k)]P(k-1)/\lambda \quad (17)$$

$$K(k)=P(k-1)x(k)/[1+x^T(k)P(k-1)x(k)] \quad (18)$$

온라인 매개변수를 추정시 시간이 경과함에 따라 데이터의 갯수가 증가하게 되면 그만큼 새로운 데이터의 효과가 희석되어 동적 알고리즘이 시변성 매개변수에 대한 추적 능력을 상실하게 된다. 이와 같은 상황을 극복하기 위하여 새로운 데이터에 대한 비중을 높이기 위한 하나의 방안으로 forgetting factor( $\lambda$ )를 사용한다. 보통  $\lambda$ 는 1에 가까우나 이보다는 작은 값(0.95-0.99)을 사용한다. 작은 값의  $\lambda$ 를 사용하면 알고리즘은 가장 새로운 데이터에 더 많은 비중을 두어서 좋은 추적 능력을 발휘한다. 따라서, 제어의 시작 단계 또는 외란의 영향을 받은 후 대상 시스템 내에 심각한 변화가 예상되는 경우, 알고리즘의 안정성보다 추적 능력이 더 중요하므로 작은 값의  $\lambda$ 가 바람직하다. 그러나, 적절한 제어를 통하여 공정의 상태가 심하게 변화를 보이지 않는 상황에서 추적 능력보다 안정성이 더욱 중요하므로  $\lambda=1$ 로 두는 것이 바람직하다. 이러한 개념에서 볼 때 해당시점에서의 추정오차  $e(k)$ 에 따라 두 가지 값의  $\lambda$ 를 사용하는 bilevel forgetting factor 기법을 사용하는 것이 보다 효율적일 수 있다. 즉, 식 (20)과 같은 기준에 의하여 2가지  $\lambda$  값 중 하나를 선택한다.

$$e(k)=E(k)-\hat{E}(k) \quad (19)$$

$$\lambda = \begin{cases} \lambda_L, & \text{if } e^2(k) > TOL \\ \lambda_H, & \text{if } e^2(k) < TOL \end{cases} \quad (20)$$

이 때, TOL은 매개변수 추정 알고리즘이 대상 공정을 제대로 추적하고 있는지의 여부를 가리기 위한 일종의 지표이다. 일례로, 정확한 추적이 이루어지고 있고 따라서 오차,  $e(k)$  값이 충분히 작을 경우 알고리즘의

안정성을 위해  $\lambda_H$ 를 택한다.

### 3-4. 초기화

순차적인 매개변수의 추정은 알고리즘의 수렴을 보장하기 위하여 공분산 행렬 및 매개변수 벡터의 초기값이 적절하게 결정되어야 한다. 이는 어떠한 형태를 따라 입력 변수를 조작하고 그 때의 출력 응답 데이터를 모아서 식 (14)와 (15)를 이용하여 계산함으로써 성취된다. 이러한 방법은 적절한 초기 매개변수 벡터값을 마련해 준다는 면에서는 바람직하나 별도의 많은 시간이 소요되는 것이 단점이다.

일반적인 초기화에서는 매개변수 벡터의 초기값을 보통 0로 정해준 후 공분산 행렬의 trace를 매우 크게 해줌으로써 매개변수 값이 실제 값에 빨리 수렴하도록 하여 시간을 줄일 수 있다는 잇점이 있다[6]. 본 연구에서는 사용된 공분산 행렬과 매개변수 벡터의 초기값은 다음과 같다.

$$P(0) = 10^{10} I \quad (21)$$

$$\theta(0) = 0 \quad (22)$$

### 3-5. 측정잡음의 여과

실제 공정에서 측정계기부터 얻어지는 측정값들은 잡음(noise)을 갖고 있다. 측정잡음이 심할 경우 가급적 정확한 측정치를 얻기 위해서 이를 효율적으로 제거하는 것이 필요하다. 본 연구에서는 측정잡음의 제거를 위해 1차 여과기를 사용하였다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$E_f(k) = \eta E(k) + (1 - \eta) E_f(k-1) \quad (23)$$

여기서  $E$ 는 잡음이 있는 에탄올 농도(측정된 값)이고,  $E_f$ 는 여과된 에탄올 농도이다.  $\eta$ 는 여과기의 특성을 나타내는 매개변수이다.

## 4. 결과 및 토의

### 4-1. 온라인 I/O 모델의 차수 결정

본 연구에서는 온라인 I/O 모델의 차수를 다음과 같은 방법으로 결정하였다. 먼저 미리 정하여 놓은 profile을 따라 회색속도를 변화시키면서 그때그때의 에탄올 농도를 기록하였다가 이미 언급한 one-shot algorithm을 적용하여 매개변수들의 값을 구한다. 그리고 이 매개변수들을 사용하여 역으로 생물반응기 내의 에탄올 농도를 추정한다. 이 때 발효 모델에 의한 에탄올 농도와 추정된 에탄올 농도간의 차를 계산하여 오차  $e(k)$ 를 얻는다.

Table 1. Average and standard deviation of  $e(k)$

order of I/O model	1st	2nd	3rd
average of $e(k)$	0.21277	0.17024	0.16721
deviation of $e(k)$	0.44922	0.33901	0.32917

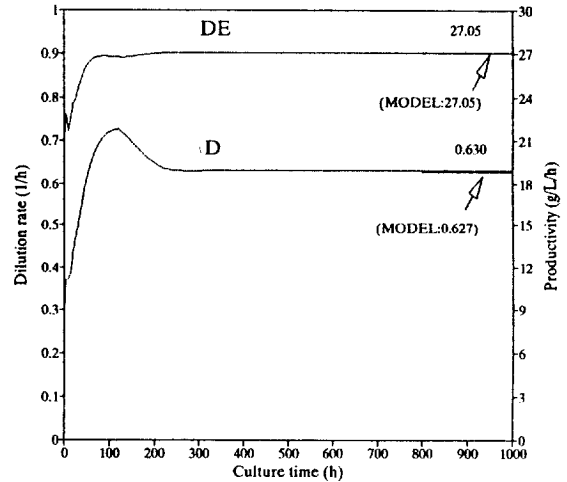


Fig. 3a. Result of optimization without noise [ $S_f = 150$  g/L,  $B = 0.10$ ,  $D_0 = 0.30$  h<sup>-1</sup>, (tuning parameters → Table 2)].

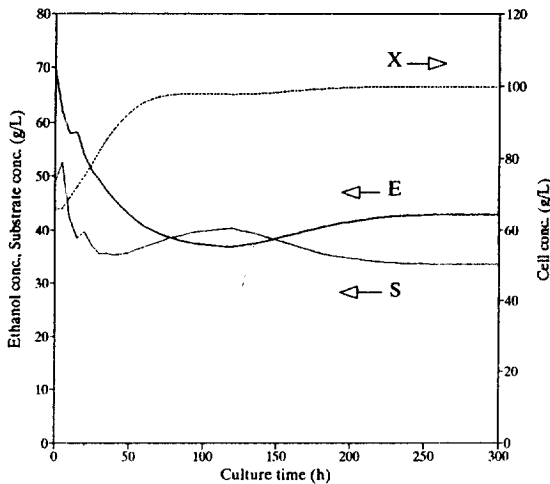
1차, 2차 그리고 3차 I/O 모델식에 대하여 위와 같은 방법으로 시간에 따른  $e(k)$ 의 값을 산출하고 그 평균 값과 표준편차를 구하였다. Table 1과 같이 3차 모델이 2차 모델보다, 2차 모델이 1차 모델보다 더 정확함을 알 수 있다. 그러나 3차 모델의 정확성은 2차 모델보다 크게 개선되지 않았고 계산하는데 많은 시간을 소비하기 때문에 2차 모델이 적합하다고 판단되어 이를 선정하였다.

### 4-2. 적응 최적화

공급액중의 포도당 농도가 150 g/L, bleeding ratio가 0.10이고 초기 회색속도가 0.30 h<sup>-1</sup>일 때 에탄올 농도로부터 12분마다 매개변수들을 갱신하고 회색속도에 대한 제어동작을 60분간격으로 취하여 최적화를 수행한 시뮬레이션 결과를 Fig. 3a에 나타내었다. 이 때 사용된 tuning parameter 값들은 Table 2에 제시하였다. 최적점까지 도달하는데에는 약 10 days가 소요되었다. 이는 대량공정이 세포재순환을 포함하는 고농도 세포 배양제이기 때문에 다소 시간이 경과한 후에야 최적점에 도달하는 것으로 해석된다. 도달된 최적점에서의 회색속도는 0.630 h<sup>-1</sup>이었고 에탄올 생산성은 27.05 g/L/h이었다. 이들 값은 모델에서 계산된 값인 0.627 h<sup>-1</sup>, 27.05 g/L/h에 상당히 근접한 것이다. Fig. 3b는 조업시간에

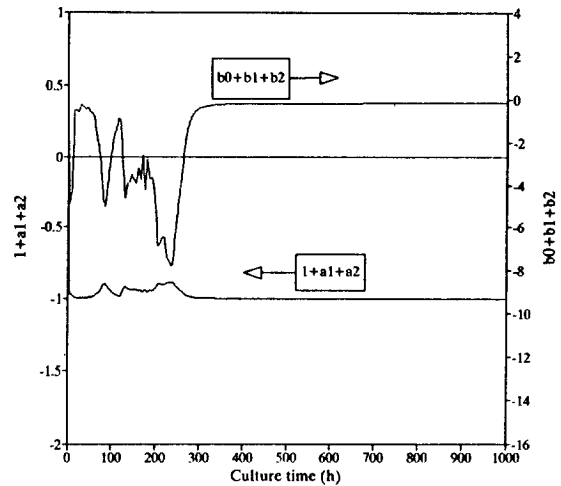
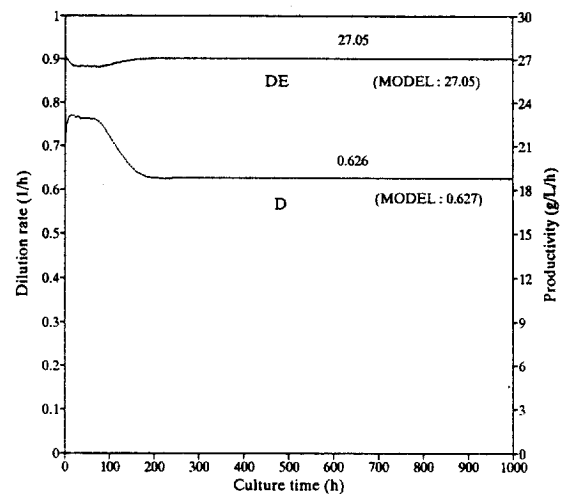
Table 2. Tuning parameters(for cases without noise)

Parameter	Value
$\lambda_H$	0.99
$\lambda_L$	0.95
$\alpha$	$4 \times 10^{-4}$
$T_s$	12 min
$T_c$	60 min
TOL	$1 \times 10^{-8}$
$\Delta D_{max}$	$2 \times 10^{-2}$
TOL_D <sub>1</sub>	$1 \times 10^{-8}$
TOL_D <sub>2</sub>	$1 \times 10^{-6}$

Fig. 3b. Profiles of cell, ethanol, and glucose concentration [ $S_f=150$  g/L,  $B=0.10$ ,  $D_0=0.30$  h<sup>-1</sup>, (tuning parameters→Table 2)].

다른 세포농도, 기질농도 및 에탄올 농도의 변화를 보여준다. 에탄올 농도의 추정에 사용되는 매개변수들은 시스템의 상태와 밀접하게 관련되어 있으며, 이들의 변화에 의하여 회색속도의 변화량이 결정된다. 식 (13)에서 알 수 있듯이 매개변수 개개의 변화보다는  $a$ 와  $b$  각각의 합의 변화가 더 의미가 있기 때문에 이 합만을 Fig. 3c에 나타내었다. 최적화 초기에는 이 매개변수들의 합이, 특히  $b$ 의 경우, 심하게 진동한다. 그러나 회색속도가 점점 최적점에 가까워짐에 따라 안정된 값을 갖게 된다. Fig. 4는 초기 회색속도가  $0.70$  h<sup>-1</sup>일 때의 결과이다. 최적화 결과 도달한 회색속도는  $0.626$  h<sup>-1</sup>이었고 에탄올 생산성은  $27.05$  g/L/h이었다. 이 때, 최적점까지 도달하는데에는 약 180시간이 소요되었다.

앞에서와 같은 조업조건하에서 에탄올 농도 측정시 잡음이 개입되는 경우에 대해서도 시뮬레이션을 수행하였다. 이 때, 에탄올 농도 추정에  $-2 \sim +2$  g/L의 잡

Fig. 3c. Profiles of I/O model parameters[ $S_f=150$  g/L,  $B=0.10$ ,  $D_0=0.30$  h<sup>-1</sup>, (tuning parameters→Table 2)].Fig. 4. Result of optimization without noise[ $S_f=150$  g/L,  $B=0.10$ ,  $D_0=0.70$  h<sup>-1</sup>, (tuning parameters→Table 2)].

음이 개입되는 것으로 가정하였다. 측정잡음이 개입되는 경우에는 시스템이 입력변수의 작은 변화량에조차 민감하게 되어 불안정한 상태를 야기할 수도 있기 때문에 측정잡음이 없을 때의 tuning parameter 값들을 그대로 쓰는 대신 다소 수정하여 사용하였다. 회색속도의 변화량에 가장 큰 영향을 미치는  $\alpha$ 와  $\Delta D_{max}$ 는 작은 값으로 하향조정함으로써 회색속도의 증감량을 줄였다. 또한, 측정잡음이 개입되는 경우 에탄올 농도의 추정오차가 매우 증가하므로 이를 고려하여 TOL, TOL\_D<sub>1</sub>, TOL\_D<sub>2</sub>는 더 큰 값으로 취하였다. 이 때 사용된 tuning parame-

Table 3. Tuning parameters(for cases with noise)

Parameter	Value
$\lambda_H$	0.9995
$\lambda_L$	0.95
$\alpha$	$5 \times 10^{-5}$
$T_s$	15 min
$T_c$	30 min
TOL	$1 \times 10^{-3}$
$\Delta D_{max}$	$5 \times 10^{-3}$
TOL_ $D_1$	$1 \times 10^{-7}$
TOL_ $D_2$	$1 \times 10^{-5}$
$\eta$	0.05

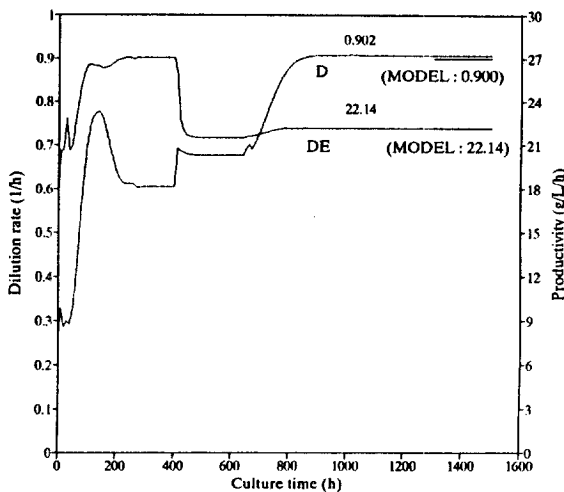


Fig. 5. Result of reoptimization without noise [ $S_F=150 \rightarrow 80$  g/L/h at 400 h,  $B=0.10$ ,  $D_0=0.30$  h $^{-1}$ , (tuning parameters  $\rightarrow$  Table 2)].

ter 값들은 Table 3에 나타내었다. Fig. 1a에서 볼 때 에탄올 생산성의 경우 최적값의 부근에서 진동할 뿐 그 평균값은 잡음이 개입되지 않은 경우와 대동소이하였다. 전반적으로 잡음이 없는 경우보다는 불안정한 결과를 보였으며, 특히 회색속도는 최적값을 중심으로 상당한 폭의 진동을 보였다. 이러한 현상은 대상 시스템이 최적점근처에서 회색속도의 변화에 매우 둔감한 점(Fig. 2)을 참조할 때 충분히 예상된 현상이다. 중요한 점은 이와 같이 회색속도상의 큰 변화에도 불구하고 에탄올의 생산성이 최적점 근처에 가깝게 유지될 수 있었던 것이다. 한편, 측정잡음이 에탄올 농도에 비례할 경우( $-4 \sim +4$  %)에 대해서도 조사를 하였으나 전반적인 결과는 대동소이하였다.

#### 4-3. 재최적화

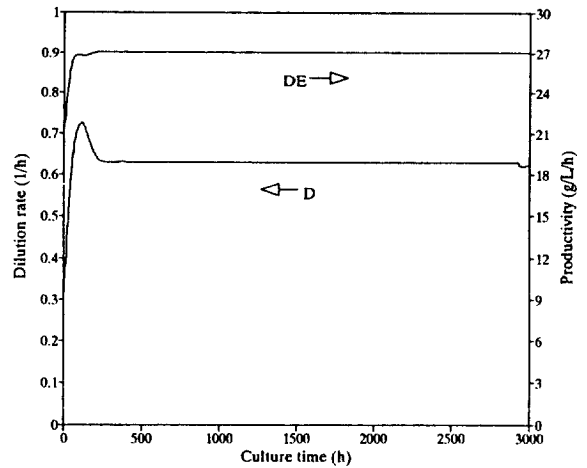


Fig. 6a. Result of long-term operational stability test without noise [ $S_F=150$  g/L,  $B=0.10$ ,  $D_0=0.30$  h $^{-1}$ , (tuning parameters  $\rightarrow$  Table 2)].

재최적화 성능을 평가하기 위하여 배양시간 400 h에서 공급액의 포도당농도를 150 g/L에서 80 g/L로 변화시켰다. Fig. 5에서 보듯이 본 연구에서 사용한 온라인 적응 최적화 알고리즘은 이와 같이 공급액의 포도당농도가 급격하게 변화되었을 때, 이를 인식하여 새로이 최적점을 찾아 갈 수 있었다. 이 때 새로이 도달된 정상상태에서의 회색속도는 0.902 h $^{-1}$ 이었고, 에탄올 생산성은 22.14 g/L/h이었다. 재최적화에 소요된 시간은 약 400시간이었다. 새로운 최적점은 발효 모델로부터 계산된 값( $D=0.900$  h $^{-1}$ ,  $DE=22.14$  g/L/h)과 비교해 볼 때 실제 최적점에 상당히 근접함을 알 수 있다.

#### 4-4. 조업 안정성 시험

일반적으로 온라인 매개변수 추정시 forgetting factor를 사용할 경우, "estimator wind-up"이 발생할 수가 있다. 이 현상은 대상 공정에 장시간 동안 입출력 변수의 변화가 거의 없는 상태하에서 식 (17)의  $P(k)$ 가 지속적으로 증가하기 때문에 추정 알고리즘이 향후 도입될 변화에 극히 민감한 상태가 됨으로써 야기된다.  $P(k)$ 의 trace 값이 상당히 커진 후에 새로운 정보가 들어가게 되면 매개변수 추정치는 심하게 변하게 되고 결과적으로 공정의 출력에 악영향을 미쳐서 "blowing-up" 현상까지 발전하게 된다[11].

장시간의 조업을 요하는 연속조업에서는 상기한 바와 같은 "blowing-up" 현상을 피하는 것이 특히 중요하다. 본 연구에서는 개발된 최적화 알고리즘을 사용한 장시간 조업의 가능성을 시험하기 위하여 3000시간 동안의 배양시간에 대하여 시뮬레이션을 실행하였으며 약 2930

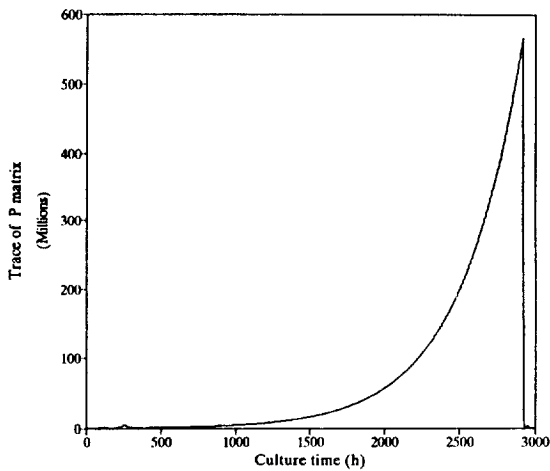


Fig. 6b. Profile of trace of covariance matrix  $P(k)$  [ $S_f = 150$  g/L,  $B = 0.10$ ,  $D_0 = 0.30$  h $^{-1}$ , (tuning parameters  $\rightarrow$  Table 2)].

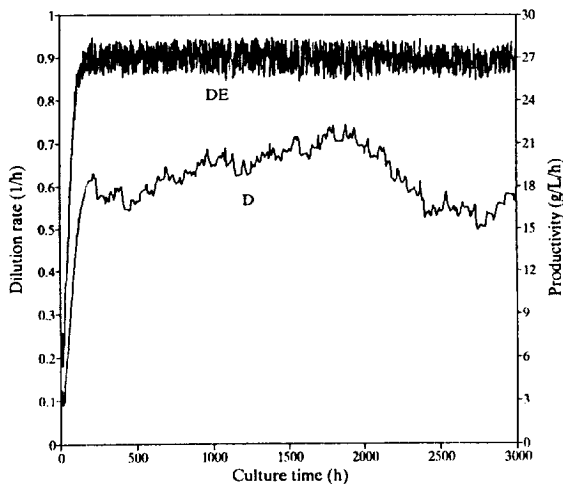


Fig. 7a. Result of long-term operational stability test with noise [ $S_f = 150$  g/L,  $B = 0.10$ ,  $D_0 = 0.30$  h $^{-1}$ , (tuning parameters  $\rightarrow$  Table 3)].

시간까지는 “blowing-up” 현상없이 적절하게 최적화가 이루어졌다는 것을 Fig. 6a가 보여준다. 그러나 Fig. 6b가 보여 주듯이 공분산 행렬의 trace 값은 계속 증가하여 3000시간 부근에서 “estimator wind-up”에 의한 “blowing-up” 현상이 일어났음을 알 수 있다. 측정잡음이 유입되는 경우에는 최적점에 도달한 후에도  $P(k)$ 의 trace 값이 지속적으로 증가하지 않고 작은 크기의 peak 형태를 반복적으로 보인다(Fig. 7 참조). 이는 대상공정의 입출력 변수상에 충분한 변화가 항상 존재하고 따라서 전체 시스템상에 충분한 정도의 excitation이 상존하기

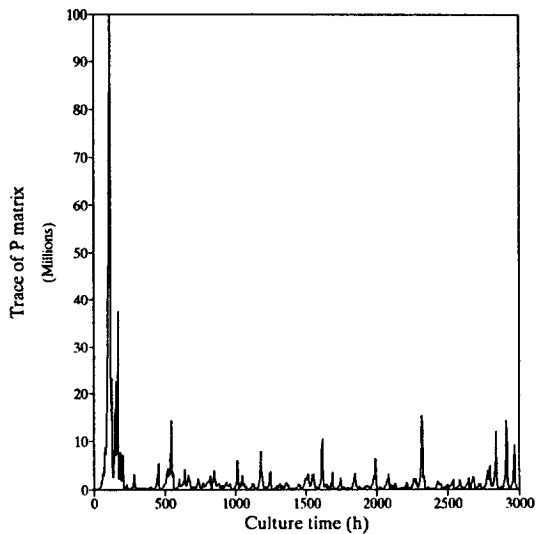


Fig. 7b. Profile of trace of covariance matrix  $P(k)$  [ $S_f = 150$  g/L,  $B = 0.10$ ,  $D_0 = 0.30$  h $^{-1}$ , (tuning parameters  $\rightarrow$  Table 3)].

때문인 것으로 해석된다. 이러한 현상은 단기적인 관점에서는 조업의 안정성이라는 면에서 바람직하지 않은 것으로 받아들여질 수 있으나 장시간에 걸친 조업도중에 일어날 수 있는 심각한 blowing-up 현상을 미연에 방지해 준다는 면에서 바람직한 것으로 평가될 수 있다.

## 5. 결 론

온라인 적응 최적화 알고리즘을 개발하고 이를 연속 에탄올 발효시스템에 적용하여 그 성능을 시험하였다. 매개변수의 갱신을 위해서는 bilevel forgetting factor에 의한 순차적인 추정 기법을 사용하였다. 온라인으로 추정된 매개변수들의 값에 steepest ascent 기법을 적용함으로써 에탄올 생산성을 극대화하였다.

초기 회색속도가 0.30 h $^{-1}$ 일 때는 최적점에 도달하는 시간이 약 250시간이었으며 초기 회색속도가 0.70 h $^{-1}$ 일 때는 약 180시간이었다. 개발된 알고리즘은 우수한 최적화 성능을 보였으며 배양계에 일어나는 변화를 인식하고 재최적화를 할 수 있었다. 이 알고리즘을 약 3000시간 동안 “blowing-up” 없이 대상 공정을 최적점에 안정하게 유지시킬 수 있는 조업 안정성을 보였다. 또한, 측정잡음이 개입되는 경우에도 개발된 알고리즘은 대상 시스템을 최적점에 장시간 유지시킬 수 있었으며 오히려 이러한 잡음의 영향이 장시간 조업시 발생하는 “blowing-up” 현상을 미연에 방지하는 효과를 가질 것으로 판단되었다.



따라서, 본 연구에서 개발된 알고리즘은 연속 생물 반응기의 온라인 적응 최적화를 수행하는데 있어서 효율적으로 이용될 수 있을 것으로 기대된다.

## 감 사

본 연구는 대체에너지 기술개발사업의 일환으로서 동력자원부의 지원에 의해 수행되었음을 밝힙니다.

## 사용기호

$a_1$ - $a_n$	: I/O model parameters
$B$	: bleeding ratio
$b_0$ - $b_n$	: I/O model parameters
$D$	: dilution rate [ $h^{-1}$ ]
$e$	: estimation error
$E$	: measured ethanol concentration [g/L]
$E_f$	: ethanol concentration after noise filtration [g/L]
$E_m$	: maximum ethanol concentration [g/L]
$I$	: identity matrix
$k$	: index of discrete time
$K_s$	: Monod constant [g/L]
$m$	: number of data set
$m_s$	: maintenance coefficient
$n$	: order of I/O model
$P$	: covariance matrix
$\nabla PI$	: gradient of performance index
$r_d$	: rate of cell death [g/L/h]
$r_e$	: rate of ethanol production [g/L/h]
$r_s$	: rate of substrate consumption [g/L/h]
$r_x$	: growth rate of the viable phase [g/L/h]
$S$	: substrate concentration [g/L]
$S_F$	: feed substrate concentration [g/L]
$T_c$	: control time [min]
$T_s$	: sampling time [min]
TOL	: tolerance value for bilevel forgetting factor
TOL <sub>D1</sub>	: bandwidth
TOL <sub>D2</sub>	: bandwidth
$x$	: system variable vector
$X_d$	: cell concentration of dead phase [g/L]

$X_m$	: maximum cell concentration [g/L]
$X_t$	: total cell concentration(= $X_v + X_d$ ) [g/L]
$X_v$	: cell concentration of viable phase [g/L]
$Y_{x/s}$	: yield of cells based on substrate consumed [g/g]

## 그리이스 문자

$\alpha$	: step size in steepest ascent method
$\alpha_1, \alpha_2$	: constants
$\eta$	: weighting factor
$\theta$	: model parameter vector
$\lambda$	: forgetting factor
$\lambda_L$	: forgetting factor, low
$\lambda_H$	: forgetting factor, high
$\mu_m$	: maximum specific growth rate [ $h^{-1}$ ]
$\rho$	: density of culture broth [g/L]
$\hat{\phantom{x}}$	: estimated value

## 참고문헌

1. Corn Utilization Conference III *Proceeding*, Session IV, June 20-21(1990).
2. Chang, Y. K.: Ph. D. Thesis, Purdue University (1988).
3. Rolf, M. J.: Ph. D. Thesis, Purdue University(1984).
4. Jarzebski, A. B., Malinowski, J. J. and Goma, G.: *Biotech. Bioeng.*, **34**, 1225(1989).
5. IMSL Math/Library, Problem-Solving Software Systems(1989).
6. Rolf, M. J. and Lim, H. C.: *Chem. Eng. Commu.*, **29**, 229(1984).
7. Rolf, M. J. and Lim, H. C.: *Biotech. Bioeng.*, **27**, 1236 (1985).
8. Åström, K. J. and Eykhoff, P.: *Automatica*, **7**, 123 (1971).
9. Åström, K. J.: *Automatica*, **19**, 471(1983).
10. Wittenmark, B. and Åström, K. J.: *Automatica*, **20**, 625(1984).
11. Åström, K. J. and Wittenmark, B.: Adaptive Control, Addison-Wesley Publishing Company(1989).
12. Hsia, T. C.: System Identification, Lexington Books, Lexington(1977).