

모델을 이용한 증류공정의 최적화 방안

° 김 흥식 이 광순

서강대학교 이공대학 화학공학과

A Model based Scheme of On-line Optimization in Distillation Process

° Heung Shik Kim Kwang Soon Lee

Dept. of Chem. Eng. Sogang University

ABSTRACT

A on-line optimization scheme based on model in a binary distillation process is proposed. A reduced-order model utilized the concept of collocation is used as a process model and the recursive prediction error method is employed to identify the reduced-order model. The concentrations of end products are controlled by nonlinear adaptive predictive control algorithm.

The objective function is constructed to find optimum operating condition for saving utility cost. The proposed optimization scheme is tested through simulation studies in 13-staged water-methanol distillation column.

1. 서 론

단위공정 최적화는 안정조업과 생산성향상을 위한 공장자동화의 한가지이다. 단위공정 최적화는 일반적으로 국부제어계(local control system)와 고급제어(advanced control) 및 실시간최적화(on-line optimization, supervisory control) 기법으로 구성된다. 국부제어계 혹은 분산제어계(DCS)는 공장 전산화의 필수요소이며, 고급제어는 외관과 조업조건의 변동에 대하여 원하는 설정치를 유지시키는 역할을 하고, 실시간 최적화는 고급제어를 적용하여 안정화된 공정의 상위에서 소비에너지의 절감, 고부가제품의 생산 및 생산기획에 따른 생산량의 조절 등을 위한 운전조건을 설정한다.

증류공정은 열에너지를 이용하여 혼합물로부터 원하는 성분을 분리하는 공정으로 화학 및 관련산업 분야에서 널리 사용되고 있으나, 또한 많은 에너지를 사용하는 대표적인 에너지 다소비형 공정이다. 이에 따라 증류공정의 최적운전에 관한 연구는 지속적으로 진행되어 왔다. 본 연구에서는 단일 증류공정을 대상으로 실시간에서 운전조건을 최적화하여 소비에너지의 최소화하는 문제와 생산물의 손실과 효용가(utility cost)를 최소화하는 운전에 관하여 살펴 보고자 한다. 제어 및 최적화를 위하여 사용한 증류공정 모델은 공정의 물리적 특성을 유지하면서 계산이 용이한 차수감소모델이고, 이 모델

의 실시간대 인식(identification)은 회귀적 예측오차방법(recursive prediction error method)을 이용한다. 생산물의 농도는 인식된 모델로부터 예측출력을 구하여 제어입력을 계산하는 비선형 적응예측 제어방법으로 제어한다. 이와 같은 동적 모델인식에 의한 실시간대 최적화에 관한 연구는 1977년 Bamberger와 Isermann[1]에 의해 regression 모델과 RIV 변수 추정방법을 이용하여 thermal pilot plant의 최대효율을 찾는 실험을 통해 최초로 수행되었고 매우 빠른 시간내에 최적화를 구할 수 있는 것을 확인하였다.

본 연구에서 제시하는 최적화 방안의 검증은 물-메탄올의 2성분계 분리를 위한 시프(sieve) 형의 증류탑을 대상으로 전산기 모사를 통하여 수행하였다.

2. 단일 증류공정의 최적화문제

그림 1과 같이 하나의 원료유입선을 갖는 전형적인 증류공정에서 조작변수는 재비기에 가하는 열량 Q_B , 응축기를 통해 제거하는 열량 Q_C , 환류량 L_r , 및 탑상과 탑저의 생상률 유량인 D 와 B 의 5개 이며, 원료유입량 F 및 상태(x_f , T_f)는 외관으로 간주할 수 있다. 탑정조(reflux drum)와 재비기는 적분기의 성질을 갖는 탱크로 개환(open-loop) 상태에서 공정을 균형적으로 불안정하게 만든다. 따라서 이 탱크들의 수위를 제어하여 탑내의 액체체류량을 조절하고, 기체체류량은 탑내의 압력을 이용하여 조절함으로써 공정을 안정화할 수 있다. 이를 위한 조작변수의 선택은 여러가지 방법이 있으며 운전상황에 따라 적절히 운용되어야 한다. 본 연구에서는 탑정조의 수위는 환류량으로, 재비기의 수위는 탑저유출량으로 조절하는 Shinskey의 물질수지 제어방법[2]을 이용하고 탑내의 압력은 상압운전을 가정하여 응축기에서의 열제거량은 재비기의 열유입량과 같게 하였다. 이와 같이 기본 제어계를 구성하면 조작변수의 자유도는 Q_B 와 D 의 2개가 되어 이를 이용한 탑상 및 탑저 생산물의 농도제어계를 수성할 수 있다.

공정의 최적화는 요구되는 제약조건들(constraint)을 만족하면서 목적함수(objective function, cost function)를 최대 혹은 최소화하는 운전조건을 찾는 일종의 정의할 수 있고, 증류

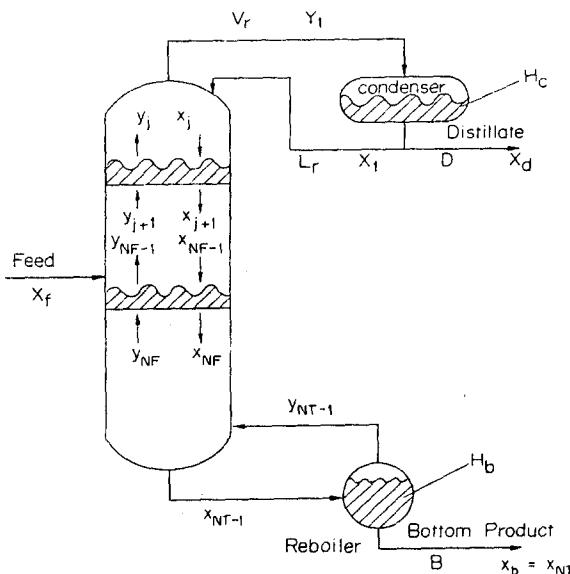


Fig. 1. Schematic diagram of a conventional distillation column.

공정은 원하는 분리를 위한 것이므로 기본적인 제약조건은 생산물의 순도를 만족해야 하는 것이된다. 이에 따라 최적화문제를 탑상유출액의 농도 만을 제어하는 경우와 탑상 및 탑저유출액의 농도를 모두 제어하는 경우의 두 가지로 나누어 생각할 수 있다. 전자의 경우 탑상으로 생산물을 얻는다면, 기본 제어계를 구성하고 남은 두 개의 조작변수 중에서 D를 이용하여 탑상유출액의 농도를 제어하고 Q_B를 이용한 최적운전 조건을 찾는 자유도가 1인 문제가 되고, 후자의 경우에는 탑저유출액의 농도를 Q_B로 제어해야 하기 때문에 자유도가 0인 문제가 된다. 이 두 가지 경우에 대해 가능한 목적함수를 구성하면 식(1) 및 (2)와 같다.

$$\text{Max. } J_1 = a_1(D/F) - a_2(Q_B/F) \quad (1)$$

subject to $x_d = x_{d^*}$

$$\text{Min. } J_2 = b_1(v_D - v_B)Bx_b/F + b_2(Q_B/F) \quad (2)$$

subject to $x_d = x_{d^*}$

여기서 v_D 와 v_B 는 각각 탑상 및 탑저유출액의 가격이고 x_d 와 x_b 는 유출물의 몰분율이다. 식(1)은 운전이익을 최대화하고, 식(2)는 생산물의 순실과 효용가(utilty cost)를 최소화하는 개념이다. 두 문제에서 제약조건은 공히 생산물의 순도를 유지하는 것과 안정운전을 위한 조작변수의 조업범위 유지 등이다. 탑내의 상승하는 기체와 하강하는 액체의 비가 적당하지 않으면 위핑(weeping), 홀더딩(flooding) 혹은 엔트레인먼트(entrainment) 등의 현상이 생겨 탑의 분리효율이 현저히 감소된다. 그림 2에 안정조업을 위한 조작변수의 범위를 도시하였다.

탑상유출물의 최대 및 최소 범위를 나타내는 점 a와 b는 종류탑의 전체 물질수지식으로부터 구할 수 있다. 즉 전재물질 수지식은

$$D/F = (x_f - x_b)/(x_d - x_b) \quad (3)$$

탑상유출물의 설정치 x_{d^*} 와 탑저유출물의 한계허용치 x_b^m 가 설정되면 $a = (x_f - x_b^m)/(x_d - x_b^m)$, $b = x_f/x_d$ 로 정하는 것이 계통 정상상태로 빨리 도달시키고, 제어성능을 향상시킬 수 있다. 재비기로의 열유입량 Q_B 의 조업범위는 위핑과 홀더딩이 일어나지 않도록 점 c 와 d를 정한다. 위핑은 선거핀 시브(sieve)의 사양과 분리대상물의 물성 등으로부터 계산이 가능하고, 홀더딩은 실험에서는 탑상하부의 차입률을 측정하여 결정할 수 있다. 전선기 모사에서는 허용하는 탑저유출물의 최대 및 최소 농도에 요구되는 Q_B 를 정상상태 폐기자로부터 구하여 점 c 와 d로 정하였다.

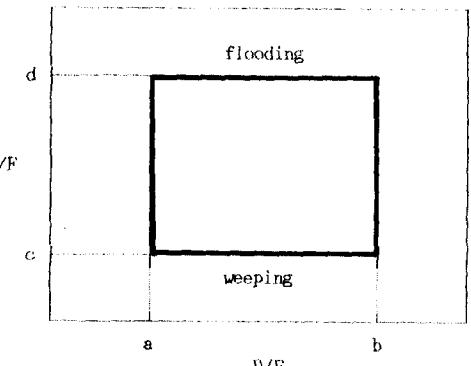


Fig. 2. Operating window of distillation process.

공정의 최적화는 접근방법에 따라 여러가지로 나뉜다. 즉 목적함수의 구성에 따라 동적최적화와 정상상태 최적화, 공정모델의 유무에 따라 직접법과 간접법, 그리고 공정모델의 인식방법에 따라 정상상태 모델인식 및 동적 모델인식 등으로 구분할 수가 있다. 본 연구에서는 인식속도가 빠른 동적 모델인식에 의한 정상상태 최적화를 대상으로 하자 한다. 이를 위하여 사용한 공정모델과 모델인식방법 및 제어기 등을 다음과 같다.

3. 종류공정 모델링

화학공정에서 널리 이용되는 공정모델은 전달함수(transfer function) 형태 혹은 입출력모델(input-output model)이지만 이와 같은 모델들은 타당성 범위가 한정되어 있어 넓은 운전범위에서는 사용이 곤란하다. 또한 종류공정의 제어 및 실시간대 최적화 작업에 엔밀모델(rigorous model)을 이용하는 것은 계산시간과 실용성 면에서 부적합하다. 따라서 본 연구에서는 종류공정의 물리적 성질을 유지하면서 계산이 용이한 '다항식근사에 의한 차수감소모델'을 이용하고자 한다. 차

수치소모델은 탑내의 모든 공정변수를 연속함수로 가정하고, 수지식들의 해를 다항식 근사방법으로 구하고자 하는 공정모델이다. 따라서 각 단에서의 수지식들을 풀지 않고 미리 주어지는 탑내의 일부 점에서만 해를 구하기 때문에 계산속도를 줄일 수 있는 장점을 지닌다. 본 연구에서 이용한 차수감소모델은 MacCabe-Thiele 가정을 도입하고, 기-액 병형관계를 분배계수로 표현한 단순화한 수지식에 직교배열법(orthogonal collocation)을 적용하여 구성하였다. 이에 관한 자세한 구성 방법 및 모델의 성능은 참고문헌 [3] 등에 있고 여기서는 절과 모델식 만을 간단히 소개하기로 한다.

$$\frac{dx}{dt} = A(u, \theta) x + b(u, \theta) \quad (4)$$

여기서, $x = [x_{1r}(z_1) \dots x_{ir}(z_{nr}) x_{is}(z_{ns-1}) \dots x_{is}(z_1)]^T$ 즉 벡터 x 는 정류부와 탈거부의 지정된 점($nr+ns+1$)에서 액상 몰분율들을 원소로 하며 행렬 A 와 벡터 b 는 D와 Q_B 등의 제어변수와 공정 매개변수벡터 θ 및 원료·유입에 관한 정보들로 구성되어 있다. 공정매개변수는 분리도를 결정짓는 분배 계수들과 공정동특성을 지배하는 액체 단체류량 등이다. 모델식 (4)는 상태변수인 액상몰분율에 대하여 선형으로 정상상태 계산과 모델인식 및 제어기 설계가 용이하다. 본 연구에서 대상으로 하는 중류탑은 표 1에 보인 바와 같이 탑내에서 해를 구하고자 하는 점을 원료주입단을 경계로 정류부와 탈거부에 공히 3개 쪽 취하면 x 는 5개의 원소를 갖는다. 이산시간대의 모델은 제어변수에 zero-holder 가정을 적용하고, 전방차분법을 이용하면 식 (5)와 같이 구성된다.

$$x_{k+1} = (I + TA(u_k, \theta_k)) x_k + Tb(u_k, \theta_k) \quad (5)$$

여기서 T는 샘플링 간격을 의미한다.

이와 같이 구성된 차수 감소모델은 모델 단순화를 위하여 여러가지 가정이 도입되어 있으므로 실시간대에서 이용하기 위해서는 운전자료를 이용한 모델인식 과정이 필요하다. 본 연구에서는 회귀적 예측오차방법(RPEM)을 이용하여 변수추정에 의한 모델인식을 수행하였다.

4. 모델인식

회귀적 예측오차방법은 대표적인 비선형필터인 확장된 칼만필터(exended Kalman filter)와 접근성질(asymptotic property)이 같은 상태변수 및 공정매개변수 추정기로 선형계에 대하여 참고문헌 [4]에 수렴성 및 일관성에 관한 분석이 되어 있다. 앞 절에서 구성한 차수감소모델에 이 방법을 이용하여 변수추정을 행한 결과는 '90 한국화학공학회 순계학술발표회에서 발표한 바 있으므로, 여기서는 기본 알고리즘 만을 소개하기로 한다.

공정집음에 관한 정보가 불충분한 경우에 비선형필터를 이

용하여 비개별수를 추정하면 그 결과가 비이어스되거나 발산하게 된다. 이를 방지하기 위하여 칼만 이득행렬(Kalman gain matrix)를 변수화하는 혁신특성모델(innovation characteristic model)이 제시된 바 있다[5]. 이산시간대 차수감소모델을 이와 같은 예측모델로 변환하면 아래와 같다.

$$\hat{x}_{k+1} = (I + TA(u_k, \theta_k)) \hat{x}_k + Tb(u_k, \theta_k) + K \varepsilon_k \quad (6a)$$

$$\hat{y}_k = \hat{x}_k + \varepsilon_k \quad (6b)$$

여기서 K 는 변수화된 칼만 이득행렬이고, ε_k 는 예측오차이다. 이 모델식 (6)에 회귀적 예측오차방법을 적용한 알고리즘은 다음과 같다.

$$\varepsilon_k = y_{mk} - \hat{y}_k \quad (7a)$$

$$\hat{\Lambda}_k = \hat{\Lambda}_{k-1} + \gamma_k [\varepsilon_k \varepsilon_k^T - \hat{\Lambda}_{k-1}] \quad (7b)$$

$$\hat{R}_k = R_{k-1} + \gamma_k [\phi_k \hat{\Lambda}_k^{-1} \phi_k^T - R_{k-1}] \quad (7c)$$

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \gamma_k R^{-1} \phi_k \hat{\Lambda}_k^{-1} \varepsilon_k \quad (7d)$$

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{\Lambda}_k \hat{x}_k + v_k + K_k \varepsilon_k \quad (7e)$$

$$\hat{y}_{k+1} = C \hat{x}_{k+1} \quad (7f)$$

$$W_{k+1} = [\hat{\Lambda}_k - K_k C] W_k + M_k \quad (7g)$$

$$\phi_{k+1} = W_{k+1}^T C^T \quad (7h)$$

여기서, $\Lambda_k = A(\hat{\theta}_k)$, $v_k = v(\hat{\theta}_k)$, $K_k = K(\hat{\theta}_k)$

$$M_k = \frac{\partial}{\partial \theta} [A(\theta) x + v(\theta) + K(\theta) \varepsilon] \Big|_{\theta=\hat{\theta}_k}$$

예측모델이 안정하기 위한 공정매개변수의 영역은

$$D_\theta = \{\theta | A(\theta) - K(\theta) C \text{ has all eigenvalues strictly inside the unit circle}\} \quad (8)$$

식 (8)로 정의된 영역을 벗어나는 추정변수는 다음과 같은 두 방법을 이용하여 안정한 영역내에 있도록 하였다.

단계 1. $0 \leq \mu < 1$ 인 값을 선택.

단계 2. $\hat{\theta}_k := \gamma_k R_k^{-1} \phi_k \hat{\Lambda}_k^{-1} \varepsilon_k$ 를 계산.

단계 3. $\hat{\theta}_k := \hat{\theta}_{k-1} + \hat{\theta}_k$ 를 계산.

단계 4. $\hat{\theta}_k \in D_\theta$ 를 만족하면 멈추고, 그렇지 않으면

$\hat{\theta}_k := \mu \hat{\theta}_k$ 로 두고 단계 3부터 반복.

5. 비선형 적용예측제어기

현재 널리 이용되고 있는 고급제어기법(advanced control)

은 DMC로 대표되는 선형 예측제어기법으로, 이 기법은 개방상태에서 계단응답 등으로 모델을 구하기 때문에 공정모델과 제어 알고리즘의 구성이 용이하다. 그러나 상대적으로 큰 외란이나 최적화 알고리즘에 의해 조업조건이 바뀌는 경우에는 선형모델의 기능저하로 제어능력에 한계를 갖는다.

앞 절에서 구성한 차수감소모델은 수지식과 평행관계식 등을 고려한 모델이므로 선형 예측제어에서 사용하는 모델보다 운전조건의 변화에 대한 대처 능력이 우수하며, 비선형휠터를 이용한 실시간대의 모델조정을 행하여 운전조건의 변화와 비교적 큰 외란에도 견딜 수 있다. 예측 모델식 (6a)에서 탑저유출물의 물분율에 해당하는 상태방정식 만을 쓰면 다음과 같다.

$$\hat{x}_{k+1} = (1 + T_{as}(u_k, \theta_k)) \hat{x}_k + T_{bs}(u_k, \hat{\theta}_k) \quad (9)$$

$$u = [D, Q_B]$$

탑상유출물의 물분율에 관한 식은 모델 구성상 제어 입력 D를 구할 수가 없어서 그 대신 응축기로 유입되는 기상 물분율을 제어하기 위하여 탑상부의 첫 단에 관한 관측자(observer)를 구성하면 식 (9)와 같은 형태의 방정식을 구할 수 있다.

$$\hat{x}_{k+1}^o = (1 + T_{c1}(u_k, \theta_k)) \hat{x}_k^o + T_{d1}(u_k, \hat{\theta}_k) \quad (10)$$

이 관측자와 응축기로 유입되는 기상 물분율 y와의 관계는

$$\hat{y}_{k+1} = K_1 \hat{x}_{k+1}^o \quad (11)$$

이 때 K_1 은 공정 매개변수로 변수추정기에 의해 추정된다.

적용예측제어 기구(mechanism)는 현재의 출력오차를 한 단계 앞에서는 적당한 비율로 줄일 수 있는 제어입력을 계산하는 방법(one-step ahead predictive control)을 이용하였다.

$$z^* - \hat{z}_{k+1} = \alpha(z^* - z_m) \quad (12)$$

여기서 z는 탑저유출물 혹은 응축기로 유입되는 기상의 물분율을 나타내며 감쇄비(decay ratio) α 는 0과 1 사이의 값을 갖는다. 식 (9), (10) 및 (11)을 식(12)에 적용하고 u에 대하여 동시에 끌면 탑상과 탑저유출액의 농도를 제어하기 위한 D와 Q_B 를 각각 구할 수 있다. 제어기의 성능을 알아보기 위하여 공정 매개변수를 상수로 두고 설정치를 변화 시켰을 때의 응답이 그림 3과 같다. 중류공정 모사는 물질 및 에너지 수지식을 고려한 단별 계산방식의 업밀모델을 이용하였다. 비선형 적응예측제어기(Nonlinear Adaptive Predictive Controller, NAPC)의 실행단계는 다음과 같다.

- 단계 1: 모델의 초기값 등을 구하기 위하여 임의의 정상상태 운전을 수행.
- 단계 2: 공정 운전자료와 측정치들을 이용하여 실시간대 모델 인식을 수행.
- 단계 3: 인식된 모델을 이용하여 예측제어입력을 계산하고

공정에 부가.

단계 4: 원하는 설정치에 도달할 때 까지 단계 2와 3을 반복 수행.

단계 5: 정상상태에 도달하면 단계 3만을 수행.

단계 6: 계산된 제어입력이 허용한계 이상 변하면 단계 2와 3을 반복 수행(미측정 외란의 유입 가능성).

단계 7: 측정 가능한 외란(원료유입량의 변화 등) 혹은 조업 조건이 변하면 단계 2부터 반복 수행.

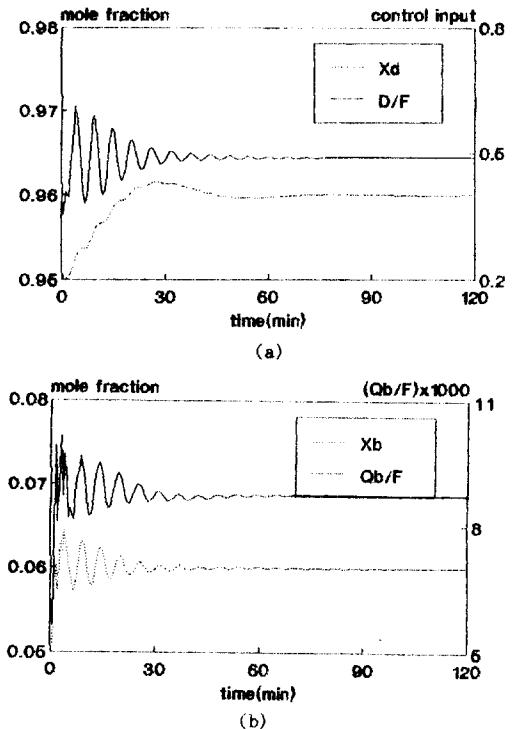


Fig. 3. Output mole fractions and control signals when the rigorous model is controlled by NAPC.
(a) x_d , (b) x_b .

6. 실시간대 최적화기법

공정모델과 모델인식을 이용한 중류공정의 정상상태 최적화를 위한 구성도는 그림 4와 같다. 탑정조와 재비기의 수위를 조절하는 국부제어기가 동작되는 상황하에서 운전자료를 이용한 변수추정(parameter estimation)을 위한 휠터와 인식된 모델을 이용한 예측제어기 및 정상상태 최적화 패키지로 구성된다. 2절에서 설정한 두가지의 목적함수 중에서 자유도가 0인 식 (2)는 탑저유출물의 농도를 재비기의 엘유입량으로 제어하는 경우에는 근본적으로 목적함수 식 (1)과 같은 문제 가 된다. 즉 이익을 최대화 하는 문제와 손실을 최소화 하는 문제로 여기서는 목적함수 식 (1)에 관한 문제 만을 다루고자 한다. 이 경우의 탑상유출물의 농도는 5절의 적용예측제어 알고리즘을 이용하여 D로 제어하고, 최적화 패키지에서는 Q_B 를 계산하여 공정에 직접 부가한다. 실시간대 최적화 알고리즘은

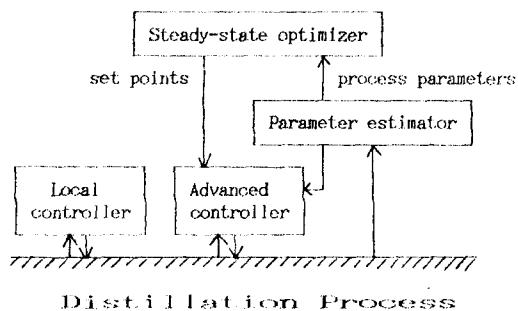


Fig. 4. Advanced control and on-line optimization hierarchy in distillation process.

다음과 같다.

- 단계 1: 모델의 초기값 등을 구하기 위하여 임의의 정상상태 운전을 수행.
- 단계 2: 공정 운전자료와 측정치들을 이용하여 실시간대 모델 인식을 수행.
- 단계 3: 공정 매개변수가 수렴하면 $x_{k+1} = x_k$ 로 치환하여 정상상태 모델을 구성.
- 단계 4: 정상상태 부근의 안정운전 조업범위 내에서 임의의 Q_B/F 를 설정.
- 단계 5: 모델로부터 $x_d = x_d^*$ 를 만족하는 D/F를 계산.
- 단계 6: 1차원 비선형 프로그래밍 방법에 의해 목적함수 J를 개선할 수 있는 새로운 Q_B 를 계산.
- 단계 7: J가 개선될 수 있으면 단계 5부터 반복 수행.
- 단계 8: Q_B 를 공정에 부가하여 새로운 운전조건 하에서 모델 인식을 수행하고 단계 3부터 반복.

전산기 모사를 수행하는 데 이용한 증류탑의 사양과 기본 운전조건은 표 1과 같다. 그림 5는 목적함수의 등고선과 탑상 유출액의 농도를 원하는 설정치 $x_d^* = 0.95$ 로 만들 수 있는 D/F와 Q_B/F 의 조합을 나타내는 제약곡선을 나타낸다. 그림에서 보면 초기 운전상태(○표지)에서 최적화가 수행되면서 제약곡선을 따라(●표지) 최적운전 조건에 다다른다. 초기 운전조건에서 최적 운전조건으로 이동하면서 목적함수가 대략 4.5% 증가하였다. 그러나 이 증가는 상대적인 가치계수(식(1)에서 a_1 및 a_2)를 이용한 것으로 중요한 의미를 갖지 않으며, 실제 고부가제품의 생산이나 에너지 과다소비 공정의 경우에는 상대적으로 큰 이득과 안정운전효과가 기대된다. 그림 6은 최적화가 수행되는 동안의 탑상유출물의 농도가 설정치로 제어되고 있는 상황을 나타낸 것이고, 그림 7은 추정변수들(estimated parameter)의 이동 및 수렴상태를 나타낸다. 폐환(closed-loop) 상태에서 변수추정을 위해서는 계에 여기신호를 부가해야 하지만 예측제어 신호와 공정잡음 및 측정잡음만으로 휠터링에 의한 추정변수가 수렴하는 결과를 보인다. 본 연구에서 제시한 최적화 방안을 와이롯(pilot) 규모의

Table 1. Physical dimensions of an experimental setup and nominal operating conditions of water-methanol separation process.

Total No. of stages	$N_T = 13$
Feed stage	$N_F = 8$
Plate	sieve, 3" ID, 6" height
Normal holdups	$H_C = 15$ mol, $H_R = 2.5$ mol $H_S = 3.5$ mol, $H_B = 23$ mol
Feed flow rate	216 mol/sec
Feed condition	$x_F = 0.5$, sat'd liquid
Top product flow rate	108 mol/sec
Reflux ratio	0.75
Column pressure	1.0 atm
Equilibrium constants of methanol	$K_{e1} = 1.08$, $K_{e2} = 1.27$ $K_{e2} = 1.90$, $K_{e1} = 5.80$
No. of collocation pts.	$n_T = 3$, $n_S = 3$

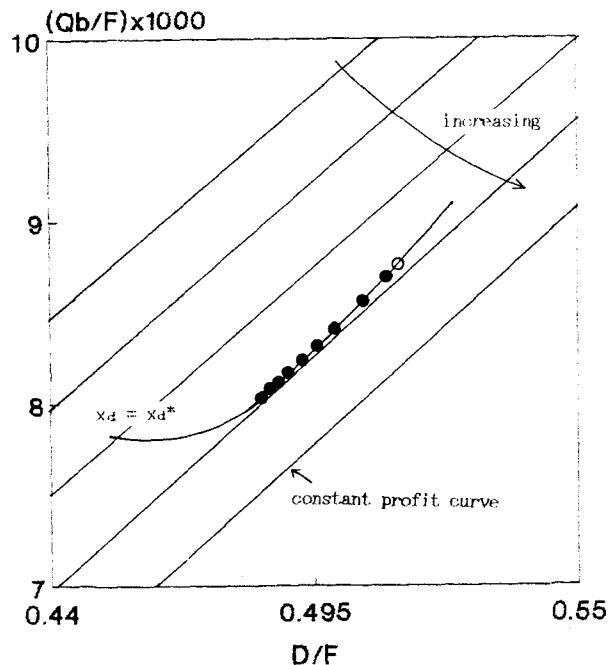


Fig. 5. Procedure of optimizing control.

13단 증류탑을 이용한 실험적 검증과 다성분계 분리탑에 대한 제어 및 최적화 연구가 현재 진행 중에 있다.

7. 참고문헌

- [1] W. Bamberger, and R. Isermann, "Adaptive on-line steady-state optimization of slow dynamic process", *Automatica*, 14, 223, 1978.
- [2] F. G. Shinskey, "Stable distillation control through proper pairing of variables", *ISA Trans*, 10, 403, 1971.
- [3] 김홍식, 이광순, "증류공정의 차수감소모델 개발 및 비선형 휠터기법을 이용한 모델인식에 관한 연구", '89한국자동제어학술회의 논문집', 1, 367, 1989.

[4] L. Ljung, Theory and practice of recursive identification, MIT press, 1983.

[5] L. Ljung, "Asymptotic behavior of the extended Kalman filter as a parameter estimator for linear system", IEEE trans., AC-24, 1, 36, 1979.

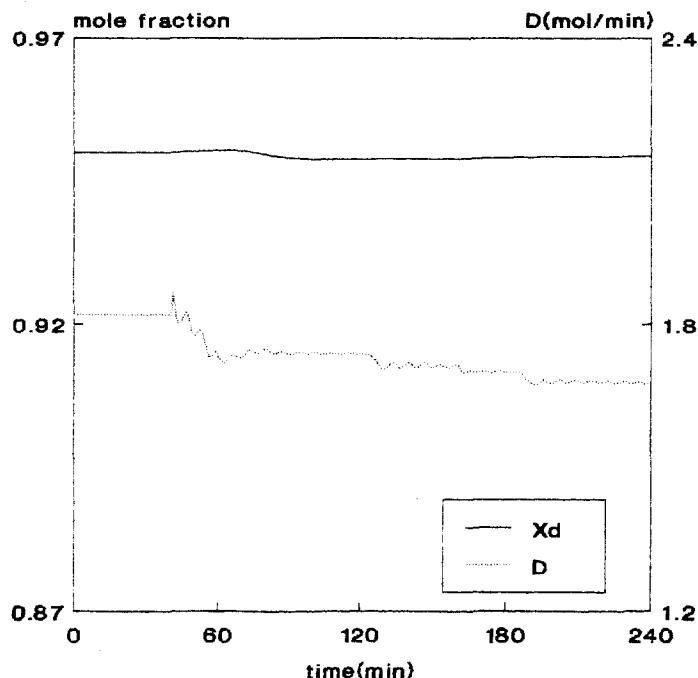


Fig. 6. Top product mole fractions controlled by NAPC under on-line optimization.

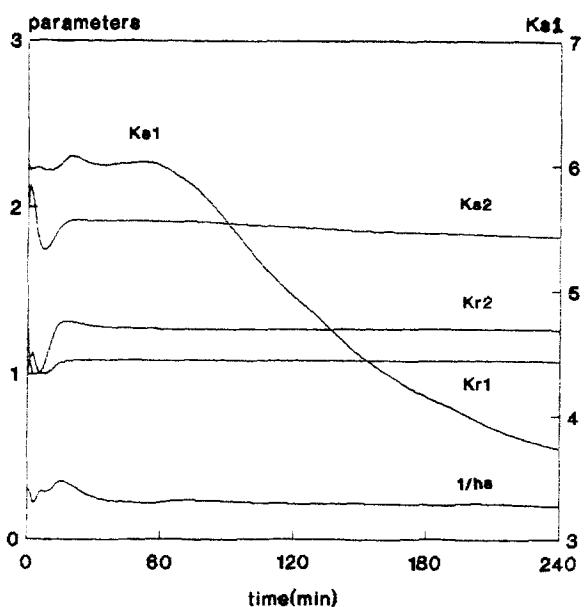


Fig. 7. On-line estimation of parameters using RPEM.